

Implementação e teste de métodos de segmentação de lesões em imagens de mamografia digital

Miguel Jorge Quaresma Marreiros dos Santos Abreu

Dissertação apresentada na Faculdade de Ciências e Tecnologia da
Universidade Nova de Lisboa para a obtenção do Mestrado Integrado
em Engenharia Biomédica

Orientadores: Professor Doutor Pedro Almeida
Professor Doutor Nuno Matela

Lisboa

2010

Índice

AGRADECIMENTOS.....	v
RESUMO	vii
ABSTRACT	ix
SIGLAS E ACRÓNIMOS.....	xi
LISTA DE FIGURAS	xiii
LISTA DE TABELAS	xvi
CAPÍTULO 1.....	1
INTRODUÇÃO	1
CAPÍTULO 2.....	3
CANCRO DA MAMA	3
CAPÍTULO 3.....	7
DETECÇÃO E DIAGNÓSTICO DE CANCRO DA MAMA	7
3.1. <i>Mamografia</i>	8
3.2. <i>Ecografia Mamária</i>	19
3.3. <i>Imagem por Ressonância Magnética</i>	20
3.4. <i>Cintimamografia</i>	21
3.5. <i>Tomografia por Emissão de Positrões</i>	22
3.6. <i>Tomossíntese</i>	23
CAPÍTULO 4.....	25
MASSAS E MICROCALCIFICAÇÕES.....	25
CAPÍTULO 5.....	29
DIAGNÓSTICO ASSISTIDO POR COMPUTADOR.....	29

CAPÍTULO 6.....	31
PROCESSAMENTO DE IMAGEM.....	31
6.1. <i>Histograma da imagem</i>	32
6.2. <i>Transformações de intensidade</i>	33
6.3. <i>Operações de vizinhança</i>	34
6.4. <i>Transformada de Fourier</i>	40
6.5. <i>Operações morfológicas</i>	41
CAPÍTULO 7.....	47
DETECÇÃO DE MICROCALCIFICAÇÕES.....	47
7.1. <i>Remoção de ruído</i>	49
7.2. <i>Normalização do histograma</i>	51
7.3. <i>Transformada de Fourier</i>	54
7.4. <i>Laplaciano</i>	56
7.5. <i>Associação de metodologias</i>	58
7.6. <i>Binarização</i>	60
7.7. <i>Sobreposição de imagens</i>	61
7.8. <i>Resultados</i>	62
7.9. <i>Discussão de resultados</i>	65
CAPÍTULO 8.....	71
DETECÇÃO DE MASSAS	71
8.1. <i>Operação Top-Hat</i>	74
8.2. <i>Representação em multi-escala</i>	76
8.3. <i>Construção das matrizes paramétricas</i>	77
8.4. <i>Aumento de contraste</i>	78
8.5. <i>Multi - Binarização</i>	81
8.6. <i>Extracção de características</i>	84
8.7. <i>Resultados</i>	87
8.8. <i>Discussão de resultados</i>	90
CAPÍTULO 9.....	95
CONCLUSÃO.....	95
BIBLIOGRAFIA.....	97

Agradecimentos

Este trabalho foi desenvolvido no Instituto de Biofísica e Engenharia Biomédica da Faculdade de Ciências da Universidade de Lisboa, com a colaboração de várias pessoas.

Em primeiro lugar gostaria de agradecer ao meu orientador, o professor Pedro Almeida, que aceitou a minha presença no instituto e, sempre muito prestável, permitiu que, dentro da oferta existente, eu pudesse escolher um tema do meu agrado.

Ao Nuno Matela agradeço toda a disponibilidade para esclarecer as dúvidas que foram surgindo ao longo do trabalho e a sua contribuição para as discussões, sempre proveitosas, sobre o tema. A sua presença constante foi essencial para atingir os objectivos pretendidos.

Ao Nuno Oliveira, pela paciência sem limites para esclarecer todas as dúvidas sobre CAD, sobre IDL, sobre a escrita, e outras coisas mais. A colaboração que deu nas revisões constantes da escrita desta dissertação foi uma grande ajuda.

A todos vós digo Muito Obrigado. Foi um prazer trabalhar ao vosso lado. Para além de colegas que fomos ao longo deste tempo, foi também possível construir uma relação de amizade, dividida entre almoços, lanches, aniversários (com direito a bolo), churrascos no telhado do IBEB...

Aos restantes amigos e colegas de trabalho no IBEB, obrigado pela companhia e por todos os momentos que passámos juntos. Obrigado à Ana, à Liliana, ao Pedro, ao Ricardo, e, mais recentemente ao André e à Margarida. O trabalho torna-se fácil e fluido quando a companhia é boa e vocês fizeram com que isso acontecesse.

Aos meus colegas e amigos que, não contribuindo directamente para este trabalho, contribuíram, e muito, para a minha construção como pessoa, o que se reflecte em tudo o que faço e, por isso, também se reflecte nesta tese. No fundo, existe um pouco de todos em cada palavra que escrevo. Um obrigado muito especial para ser dividido pela Ana, Marco, Joana, João e Miguel, que me acompanharam ao longo dos anos do curso e fizeram deles anos memoráveis. À Isabel, por todo o apoio ao longo da escrita e pelas constantes sugestões, um agradecimento ainda mais especial. Foste uma amiga muito importante neste momento e que muito contribuiu para este trabalho, não só em sugestões mas também em motivação. Obrigado por estarem aí!

Aos meus amigos de longa data, obrigado por estarem sempre comigo, mesmo quando aparentemente eu não estou convosco. Sabem, há quem tenha teses para escrever e aniversários familiares para festejar e, por isso, não possa estar presente em todos os momentos que deseja...

Obrigado ao Daniel, à Marta, à Sofia e ao Pedro. Aos que não são amigos há tanto tempo assim, mas é como se fossem, agradeço-vos igualmente. Obrigado Raquel, Ana, Fred, Edgar, Carolina e Almeida.

À minha família mais próxima, em especial à minha mãe, por todo o apoio, pela presença nos bons e maus momentos, por toda a compreensão... No fundo, por ser mãe, e uma mãe exemplar! Muito Obrigado. Aos meus avós, Irene e Francisco, que estão sempre disponíveis quando é preciso e são uma ajuda preciosa em todos os momentos. Aos meus tios e afilhados, Jorge e Ana, obrigado não só pelo apoio constante, mas também pelo contributo para esta tese com sugestões preciosas. Ao meu pai e aos meus avós, Leonor e Jorge, pelos momentos que partilhamos aquando das minhas visitas e pela compreensão que sempre demonstram.

A todos os que, directa ou indirectamente, contribuíram para a realização desta tese,
Muito Obrigado!

Lisboa, Maio de 2010

Miguel Marreiros Abreu

Resumo

O trabalho que se descreve nesta tese de mestrado está incluído num projecto a decorrer no Instituto de Biofísica e Engenharia Biomédica (IBEB), que consiste no desenvolvimento de um sistema de Diagnóstico Assistido por Computador (CAD) aplicado à mamografia digital. O objectivo deste trabalho consistiu na implementação de algoritmos de detecção com elevada sensibilidade para os dois principais indicadores de cancro da mama: as massas e as microcalcificações.

A detecção de microcalcificações, que são pequenos depósitos de cálcio e aparecem como pontos brilhantes nas imagens de mamografia digital, foi realizada através da conjugação de análises em espaço e em frequência para realçar as lesões, sendo no final extraídas por binarização.

Na detecção de massas utilizou-se um procedimento em multi-escala de realce de zonas de interesse das imagens, obtidas através de medidas estatísticas locais, possibilitando a sua extracção com binarizações consecutivas. Os elementos extraídos serão fornecidos como dados de entrada para um algoritmo de classificação, que não faz parte deste trabalho, para serem classificados como verdadeiros positivos ou falsos positivos. Foram também calculadas algumas características dos objectos extraídos, que podem ter utilidade na implementação desse algoritmo de classificação.

Na detecção de massas, obteve-se uma elevada taxa de detecção, ainda que com a presença de um número significativo de falsos positivos. A detecção de microcalcificações também apresentou uma elevada taxa de detecção, desta vez com um menor número de falsos positivos. Os resultados obtidos formam uma base sólida para o desenvolvimento do CAD, dado que a maioria das regiões suspeitas está segmentada e será submetida a classificação.

Palavras-chave: Detecção Assistida por Computador (CAD); mamografia; detecção de massas; detecção de microcalcificações.

Abstract

The present work, described in this master thesis, is part of a bigger project taking place in *Instituto de Biofísica e Engenharia Biomédica* (IBEB) which consists of the development of a Computer Aided Diagnosis (CAD) system applied to digital mammography. The main objective of this work was to develop detection algorithms with high sensitivity for the two main indicators of breast cancer: masses e microcalcifications.

The detection of microcalcifications, which are small calcium deposits and appear as white spots on mammograms, was accomplished with space and frequency analysis to enhance those lesions so that they could be extracted by thresholding.

In the mass detection part, a multiscale analysis was made to enhance the regions of interest, which were obtained by local statistic measurements. This procedure enables the intensification of structures that are extracted from the image with multiple thresholding. The objects extracted will be subjected to a classification algorithm, which is not included in this work, so that they can be classified as true or false positives. Some features were extracted from that objects, which can be important to the classification algorithm.

Masses were detected with a high rate of true positives, but also with many false positives. The detection sensitivity for the microcalcifications was also high, with less false positives. Therefore, these results form a solid basis to the development of the CAD system since most of the suspicious regions are segmented and will be subject to classification.

Keywords: Computer Aided Detection (CAD); mammography; detection of masses; detection of microcalcifications.

Siglas e Acrónimos

CAD	<i>Computer Aided Detection / Diagnosis</i>
CC	Craniocaudal
CM	Cintimamografia
DICOM	<i>Digital Imaging Communications in Medicine</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
FN	Falso Negativo
FP	Falso Positivo
IDL	<i>Interactive Data Language</i>
IRM	Imagem por Ressonância Magnética
MLO	Mediolateral Oblíquo
PEM	<i>Positron Emission Mammography</i>
PET	<i>Positron Emission Tomography</i>
VN	Verdadeiro Negativo
VP	Verdadeiro Positivo

Lista de Figuras

Figura 2.1 – Esquema da anatomia da mama. a) Vista lateral; b) unidade lobular terminal. Adaptado de [10].	3
Figura 2.2 – Incidência dos cancros indicados, entre 1975 e 2005, em indivíduos do sexo feminino. Adaptado de [13].	4
Figura 2.3 – Taxas de mortalidade entre mulheres, entre os anos 1930 e 2005, devido aos cancros indicados. Adaptado de [13].	5
Figura 3.1 – Sistema típico de mamografia	9
Figura 3.2 – Requisitos mínimos para a produção de raios X. Adaptado de [15]	10
Figura 3.3 – Produção de raios X: em cima, produção da radiação de travagem; em baixo, produção de radiação característica. Adaptado de [15].	11
Figura 3.4 – Espectro de raios X à saída da ampola, resultante da sobreposição dos dois espectros da Figura 3.3. Adaptado de [15].	12
Figura 3.5 – Coeficiente de atenuação linear em tecidos mamários em função da energia. Adaptado de [15].	12
Figura 3.6 – Coeficientes de atenuação linear do molibdénio e ródio, em função da energia. Adaptado de [15].	13
Figura 3.7 – Aplicação de um filtro de 0.030mm de Mo a um alvo de Mo. (a) Espectro sem filtro; (b) espectro com filtro. Adaptado de [15]	14
Figura 3.8 – Detecção de radiação dispersa. Adaptado de [15]	15
Figura 3.9 – Utilização de uma grelha para permitir uma redução da radiação dispersa que chega ao detector. Adaptado de [15]	16
Figura 3.10 – (a) Vista craniocaudal; (b) vista mediolateral oblíqua.	18
Figura 4.1 – Classificação de aglomerados de microcalcificações em cinco classes. Adaptado de [11].	27
Figura 6.1 – Quatro tipos básicos de imagem e respectivos histogramas: (a) escura; (b) clara; (c) baixo contraste; (d) alto contraste. Adaptado de [41]	33
Figura 6.2 – Exemplos de vizinhanças: (a) Vizinhança a 4; (b) Vizinhança a 8, ou em quadrado 3x3; (c) Vizinhança octogonal com 21 píxeis; (d) Vizinhança em quadrado 5x5; (e) Vizinhança em losango com 25 píxeis.	35
Figura 6.3 – Máscara em quadrado 3x3, com ponderações dadas por $w(x, y)$	36
Figura 6.4 – Dois exemplos de máscaras utilizadas em filtros <i>média</i> : (a) média simples; (b) média ponderada.	36
Figura 6.5 – Resultado da aplicação de um filtro <i>média</i> simples, com uma máscara quadrada de $m = 9$ [41].	37
Figura 6.6 – Comportamento da primeira e segunda derivadas de uma função digital unidimensional. Adaptado de [41].	38
Figura 6.7 – Máscara associada à implementação da Eq. 6.13.	39
Figura 6.8 – Máscara associada à implementação da extensão do <i>Laplaciano</i> aos termos diagonais	39

Figura 6.9 – Exemplo de realce de contornos utilizando o <i>Laplaciano</i> . (a) imagem original; (b) resultado da aplicação do operador; (c) adição das duas imagens anteriores [41].	40
Figura 6.10 – Série de Fourier: a última função é dada pela soma das quatro anteriores [41].	40
Figura 6.11 – Um conjunto, a sua reflexão e translação por z [41].	42
Figura 6.12 – Exemplos de elementos estruturais.	43
Figura 6.13 – Erosão de A pelo elemento estrutural B .	43
Figura 6.14 – (a) Exemplo de texto com pouca resolução, com caracteres “partidos”; (b) elemento estrutural; (c) caracteres unidos devido à dilatação da imagem original pelo elemento estrutural indicado [41].	44
Figura 7.1 – Exemplo de uma mamografia com presença de microcalcificações	47
Figura 7.2 – Esquema do algoritmo desenvolvido para a detecção de microcalcificações.	48
Figura 7.3 – máscara 3x3 de um filtro do tipo média ponderada	49
Figura 7.4 – resultado da aplicação de um filtro de remoção de ruído: (a) imagem original; (b) diferença entre a imagem original e a filtrada.	50
Figura 7.5 – Histograma da Figura 7.4(a), com a zona de interesse marcada a sombreado verde.	51
Figura 7.6 – Normalização do histograma da Figura 7.5.	52
Figura 7.7 – Normalização de histograma: (a) imagem original; (b) imagem com o histograma normalizado.	52
Figura 7.8 – (a) Imagem original; (b) Logaritmo do espectro de Fourier da imagem original.	54
Figura 7.9 – (a) filtro Butterworth implementado e (b) sua sobreposição ao espectro da Figura 7.8.	55
Figura 7.10 – (a) Imagem original e respectiva reconstrução (b) com o filtro da Figura 7.9.	55
Figura 7.11 – Efeito da passagem do operador laplaciano (b) pela imagem (a). Para facilidade de visualização, apresenta-se uma ampliação de uma zona com microcalcificações	56
Figura 7.12 – Realce de microcalcificações devido à aplicação do laplaciano	57
Figura 7.13 – (a) Zona de interesse de uma imagem obtida em 7.3; (b) zona de interesse de uma imagem obtida em 7.4; (c) Intensificação de detecções devido à multiplicação de imagens. A escala das imagens foi invertida para clareza de visualização.	59
Figura 7.14 – (a) Imagem original e amplificação de zona de interesse, obtida em 7.5; (b) – (e) binarização da zona de interesse com limiares que assumem os valores 600, 800, 1000 e 1200, respectivamente. Inverteu-se a escala das binarizações para facilidade de visualização.	60
Figura 7.15 – Resultado da segmentação de lesões	61
Figura 7.16 – Exemplo de detecção de microcalcificações num caso tipicamente benigno	62
Figura 7.17 – Detecção de microcalcificações num caso tipicamente maligno	63
Figura 7.18 – Detecção de microcalcificações num caso tipicamente maligno	63
Figura 7.19 – Detecção de um vaso sanguíneo calcificado	64
Figura 7.20 – Detecção de calcificação	64
Figura 7.21 – (a) histograma típico de uma mamografia; (b) histograma semelhante ao obtido numa reduzida fracção de imagens.	65
Figura 7.22 – Detecção de microcalcificações numa imagem que não representa uma mamografia de rastreio. (a) Imagem original; (b) imagem com detecções	66

Figura 7.23 – (a) vector com dois picos de intensidade nas posições 14 e 19 e ruído aleatório envolvente; (b) quadrado do vector (a).....	67
Figura 7.24 –(a) novo vector com dois picos de intensidade nas posições 14 e 19 e ruído aleatório envolvente; (b) multiplicação do vector (a) pelo da Figura 7.23 (a)	68
Figura 8.1 – Exemplo de mamografia que apresenta uma massa	71
Figura 8.2 – Esquema do algoritmo desenvolvido para a detecção de massas. A numeração apresentada corresponde à numeração dos subcapítulos que se seguem.....	72
Figura 8.3 – Elemento estrutural utilizado na aplicação do operador <i>Top-hat</i>	74
Figura 8.4 – (a) Imagem original; (b) imagem resultante da aplicação do operador <i>Top-hat</i>	75
Figura 8.5 – Representação de uma imagem processada pelo operador <i>Top-hat</i> em três escalas diferentes	76
Figura 8.6 – (a) Imagem obtida em 8.1; (b) – (d) Aumento de contraste efectuado nas escalas (1:2), (1:4) e (1:8) respectivamente	79
Figura 8.7 – Resultado da combinação das imagens processadas em diferentes escalas	80
Figura 8.8 – (a) Histograma da Figura 8.6 (a); (b) histograma da Figura 8.7	80
Figura 8.9 – Preenchimento de “buracos”. (a) Imagem resultante da binarização; (b) inversão das intensidades; (c) eliminação do “buraco”; (d) reconversão para a escala inicial	81
Figura 8.10 – (a) Corte de uma mamografia com ampliação de uma massa; (b) – (f) iterações 14, 16, 18, 23 e 27 da multi-binarização	83
Figura 8.11 – Elemento estrutural utilizado na Eq. 8.5.....	85
Figura 8.12 – Obtenção de contorno de um objecto: (a) objecto original; (b) erosão; (c) subtracção de (a) por (b)	85
Figura 8.13 – (a) Corte da imagem original com ampliação de massa extraída da imagem de saída do subcapítulo 8.1; (b) – (c) iterações 15 e 17 da binarização	87
Figura 8.14 – (a) Corte da imagem original com ampliações extraídas da imagem de saída do subcapítulo 8.1; (b) – (c) iterações 22 e 26 da binarização	87
Figura 8.15 – Corte da imagem original com ampliação extraída da imagem de saída do subcapítulo 8.1; (b) – (c) iterações 17 e 20 da binarização	88
Figura 8.16 – Corte da imagem original com ampliação extraída da imagem de saída do subcapítulo 8.1; (b) – (c) iterações 17 e 20 da binarização	88
Figura 8.17 – Distribuição do tamanho das massas de acordo com o seu tamanho, em mamografias com resolução 1024x1024. Adaptado de [42]	91
Figura 8.18 – Transformações aplicadas aos píxeis da imagem de entrada, para cada valor do parâmetro γ	92
Figura 8.19 – Dois objectos extraídos da Figura 8.10 (d).....	94

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Matriz de decisão. Adaptado de [15]	7
Tabela 2 – Energias de ligação (keV) de materiais frequentemente utilizados em alvos de ampolas de raios X [15].....	11
Tabela 3 – Classificação segundo o <i>BI-RADS</i> ®	26
Tabela 4 – Exemplos de transformações de intensidade sobre píxeis.....	34
Tabela 5 – Escala e dimensões das imagens redimensionadas, em relação à imagem original.....	76
Tabela 6 – Atribuição dos parâmetros γ de acordo com as medidas de média e desvio padrão em diferentes vizinhanças. μ_5 e μ_{31} representam, respectivamente, as médias calculadas em vizinhanças 5x5 e 31x31; σ_5 e σ_{31} representam, respectivamente, os desvios-padrão calculados em vizinhanças 5x5 e 31x31 [42].....	77
Tabela 7 – Características extraídas dos objectos da Figura 8.19	94

Capítulo 1.

Introdução

O cancro da mama é, actualmente, a forma de cancro que apresenta a mais elevada taxa de incidência entre os indivíduos do sexo feminino e constitui a segunda maior causa de morte devido a cancro. Só nos EUA foram estimados cerca de 192 000 novos casos de cancro da mama, em 2009 [1]. Apesar das causas do cancro da mama ainda não estarem completamente apuradas, a detecção precoce e a remoção do tumor principal são métodos eficientes para reduzir a mortalidade [2]. Devido aos elevados números que apresenta e à importância da detecção precoce, muitos países implementaram programas de rastreio que já confirmaram a sua importância na redução da taxa de mortalidade provocada pelo cancro da mama [3, 4].

A técnica de imagem mais utilizada nos rastreios é a mamografia por raios X, que é uma técnica rápida, de custos reduzidos e com elevada resolução espacial [1]. Outras técnicas, como a ecografia, a ressonância magnética e a tomografia por emissão de positrões, foram testadas para o diagnóstico desta doença, mas a mamografia é a que, hoje em dia, apresenta melhores resultados [5].

O aumento do número de exames de mamografia, provocado pela realização dos rastreios, e a técnica de dupla leitura¹ dos exames vieram aumentar a procura de radiologistas. O Diagnóstico Assistido por Computador (CAD) tem o objectivo de contribuir para a leitura dupla dos exames, fornecendo uma segunda opinião acerca do diagnóstico da doença [6-8].

O objectivo deste trabalho é contribuir para o desenvolvimento de um CAD, implementando algoritmos de detecção de lesões – massas e microcalcificações – presentes em imagens de mamografia digital. No seu desenvolvimento foram utilizadas 110 imagens de treino anónimas fornecidas pela Dr.^a Margarida Pereira, médica no IRE – Centro de Senologia.

Os algoritmos de detecção foram implementados em IDL², que é uma linguagem de programação com vantagens no processamento de imagem, sendo habitual nas áreas de astronomia e imagem médica.

A dissertação divide-se em nove capítulos. No **Capítulo 1**, do qual faz parte a presente introdução, é apresentado um enquadramento geral do trabalho desenvolvido, bem como as motivações que estiveram na sua origem, e são enunciados os objectivos propostos.

¹ Técnica que envolve a leitura do mesmo exame por dois radiologistas diferentes.

² *Interactive Data Language*. Marca registada por *ITT Visual Information Systems, Inc.*

No **Capítulo 2** é feita uma breve descrição ao cancro da mama – patologia para a qual este trabalho pretende dar um contributo – e no **Capítulo 3** são resumidas as principais técnicas de imagem que permitem detectar essa patologia. É dada especial ênfase à mamografia por raios X, dado que é a técnica à qual este trabalho se aplica.

O **Capítulo 4** descreve os principais indicadores de cancro da mama presentes numa mamografia e o **Capítulo 5** a importância do CAD na detecção desses indicadores.

O **Capítulo 6** introduz os conceitos teóricos que serviram de base ao desenvolvimento dos algoritmos implementados, cuja descrição consta no **Capítulo 7** – no caso da detecção de microcalcificações – e no **Capítulo 8** – no caso da detecção de massas.

No **Capítulo 9** são descritas as conclusões gerais do trabalho e são apresentadas sugestões para trabalho futuro.

Capítulo 2.

Cancro da mama

O cancro é uma doença caracterizada pela proliferação anormal e descontrolada de células e sua propagação. Esta actividade resulta numa massa, tumor ou neoplasia, que pode ser benigna ou maligna. Quando este crescimento anormal está confinado a um conjunto circunscrito de células num determinado tecido, a massa classifica-se como benigna. Pelo contrário, quando as células atípicas invadem os tecidos adjacentes ou até áreas distantes do corpo – metastização – a massa diz-se maligna. Apesar das massas benignas poderem gerar complicações, as malignas são normalmente mais graves e é nestas que o termo *cancro* é utilizado [2].

Se esta propagação não for controlada, pode resultar na morte do doente. Esta doença pode ser promovida por factores externos, como é o caso do tabaco, organismos infecciosos, químicos e radiação, ou por factores internos, tais como, mutações hereditárias, hormonas, condições imunológicas e mutações que ocorrem devido ao metabolismo natural das células. Estes factores podem agir em conjunto ou separadamente para dar início, ou promover, a carcinogénese. Entre a exposição a factores externos e o diagnóstico da doença, passam, de um modo geral, 10 anos [1].

O cancro da mama tem origem num tumor maligno que aparece nas células mamárias, normalmente nas unidades lobulares terminais [9] – Figura 2.1. A mama localiza-se sobre os músculos peitorais da parede torácica, aos quais está ligada por filamentos fibrosos. É constituída por tecido adiposo, glândulas com a capacidade de produção de leite (que se organizam em lobos, ou unidades lobulares terminais), vasos sanguíneos e ductos [10]. Os lobos drenam para um ducto principal que, por sua vez, vai convergir com outros no mamilo. Cada lobo contém pequenos lóbulos constituídos por tecido glandular que, durante a lactação segrega o leite materno para os ductos – Figura 2.1 (a) [9].

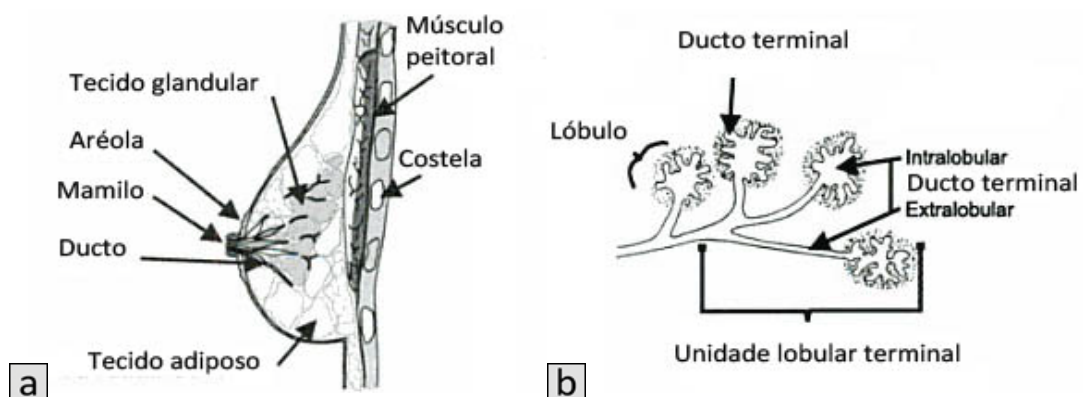


Figura 2.1 – Esquema da anatomia da mama. a) Vista lateral; b) unidade lobular terminal. Adaptado de [10]

A aparência individual da mama é influenciada pelo volume de tecido mamário e adiposo da paciente, pela sua idade, historial de gestações e períodos de amamentação, hereditariedade, elasticidade da pele e influência hormonal [11].

Desde que as células cancerosas permaneçam nos ductos (*ductal carcinoma in situ*), a probabilidade de cura é alta. Quando estas células adquirem a capacidade de migrar para tecidos adjacentes, o cancro torna-se invasivo e, normalmente, entra no sistema linfático, podendo alojar-se nos gânglios linfáticos axilares ou metastizar para locais mais distantes, como o cérebro ou o fígado [12].

Apesar de também poder aparecer nos indivíduos de sexo masculino [9], nas mulheres constitui uma das formas de cancro responsável por mais mortes nos países ocidentais, pelo que estão a ser realizados muitos esforços para que o diagnóstico possa ser feito o mais cedo possível, aumentando assim as probabilidades de sucesso dos tratamentos. Constitui a forma de cancro com a maior taxa de incidência – Figura 2.2 – e é a segunda causa de morte por cancro entre as mulheres, apenas superada pelo cancro do pulmão e brônquios [1, 13]– Figura 2.3. Em 2009, foram estimados 192 370 novos casos de cancro da mama invasivo e 62 280 novos casos de cancro da mama *in situ*, entre os indivíduos do sexo feminino dos EUA [13]. O cancro da mama apresenta a maior incidência entre a população feminina dos EUA e o número de casos está a aumentar nos países em desenvolvimento da Ásia, África e América do Sul [9, 13].

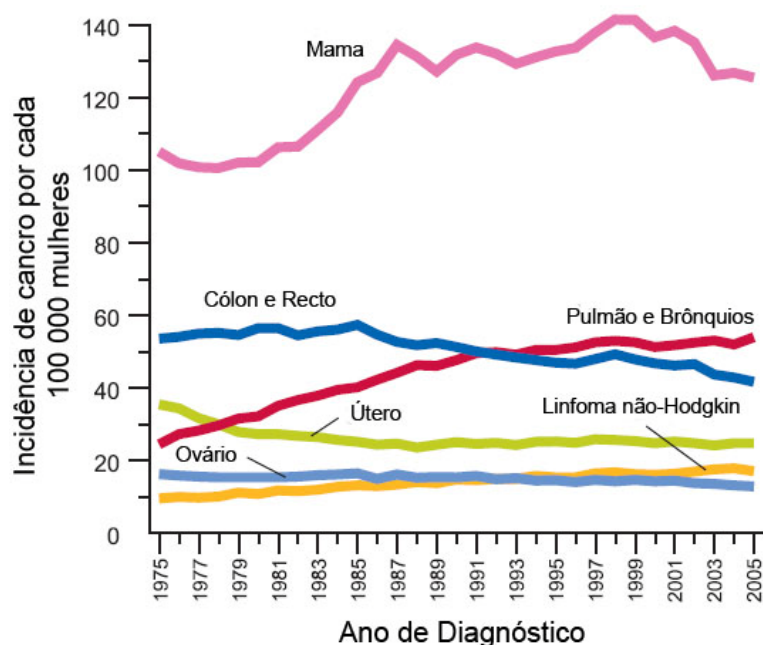


Figura 2.2 – Incidência dos cancros indicados, entre 1975 e 2005, em indivíduos do sexo feminino. Adaptado de [13]

Devido a estes números elevados, a maioria dos países desenvolvidos implementou programas de rastreio, que vieram a confirmar a sua importância, reduzindo a mortalidade associada a esta forma da doença, principalmente quando implementados em populações de indivíduos com mais de 40 anos de idade [3, 4, 14]. O impacto destes programas pode ser verificado na Figura 2.3, na qual se observa, desde 1990, uma diminuição na mortalidade, sendo que para a mesma também contribuiu uma evolução nos tratamentos [1].

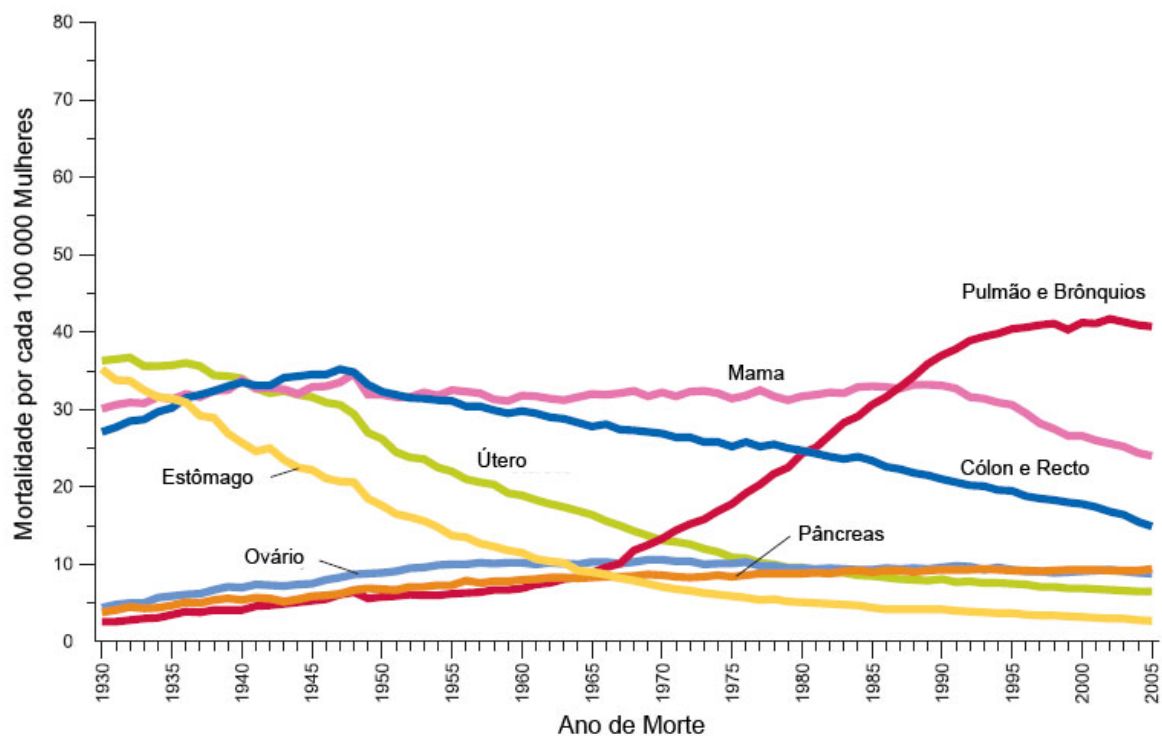


Figura 2.3 – Taxas de mortalidade entre mulheres, entre os anos 1930 e 2005, devido aos cancros indicados. Adaptado de [13].

Os programas de rastreio consistem na realização de exames de mamografia por raios X, que é uma técnica rápida, de custos reduzidos e com elevada resolução espacial. Como resultado da sua implementação, foi possível verificar um aumento do número de cancros da mama detectados a partir do início dos anos 80 – Figura 2.2 –, que não deve ser associado a um aumento da incidência da doença, mas sim ao início dos programas de rastreio, que incrementaram o número de detecções [1, 14].

As causas do cancro da mama são, em grande parte, desconhecidas. Devido a esta incerteza quanto à sua origem, ainda não é possível definir as melhores formas de prevenção. Existem, contudo, factores de risco conhecidos, que aumentam a probabilidade de ocorrência da doença. Para além do sexo feminino, a idade constitui o factor de risco mais importante para o cancro da mama. Outros factores de risco incluem a história familiar da doença, o início precoce da menstruação, uma menopausa tardia, não ter tido filhos e uma primeira gravidez depois dos 30 anos. Uma análise dos genes BRCA1 e BRCA2 também pode ser feita para identificar grupos de risco, dado que uma

mutação nestes genes – que são responsáveis pela regulação do crescimento celular – pode ser vista como um indicador de maior predisposição para cancro da mama [1, 14].

Apesar das causas do cancro da mama ainda não estarem completamente apuradas, a detecção precoce e a remoção do tumor principal são essenciais e constituem métodos eficientes para reduzir a mortalidade, dado que, precocemente, apenas um número reduzido das células malignas que se separaram do tumor principal conseguiram formar tumores secundários. Quando os tumores na mama são detectados pelo próprio doente, com recurso ao auto-exame, a maioria já metastizou [2].

Em conjunto com a descoberta e o desenvolvimento de novas terapias, a detecção precoce do cancro da mama contribui para diminuir a taxa de mortalidade associada a esta doença. O principal objectivo dos investigadores que trabalham em técnicas de imagem de cancro da mama é que a sua detecção seja possível na fase mais precoce do seu desenvolvimento, o que assume especial importância se a detecção acontecer previamente à propagação do cancro para outras regiões – numa primeira fase para tecidos mamários adjacentes àquele onde o tumor teve origem, e, depois, para o resto do corpo, sob forma de metástases [14].

Capítulo 3.

Detecção e diagnóstico de cancro da mama

Os métodos de imagem disponíveis actualmente para detectar o cancro da mama podem ser divididos em anatómicos e funcionais. Os primeiros são métodos nos quais a imagem é uma matriz de pixéis ou vóxeis, cada um representando uma característica física do tecido, num certo ponto do corpo. Estes permitem a localização de alterações morfológicas provocadas pela doença. Nos segundos, as imagens obtidas são uma matriz de pixéis ou vóxeis, que representam um parâmetro fisiológico de interesse, que pode ser escolhido para localizar modificações metabólicas provocadas pelo cancro e que, normalmente, precedem as alterações morfológicas [14].

Em qualquer exame de diagnóstico, a tarefa fundamental do radiologista consiste em fazer a distinção entre os indivíduos com e sem patologia. Contudo, em muitos casos, não é fácil discernir estas duas condições através da imagem obtida. Alguns indivíduos com patologia podem apresentar exames aparentemente negativos e indivíduos saudáveis podem apresentar exames aparentemente positivos. Na maioria dos exames radiológicos, o critério de decisão não se baseia apenas numa característica, mas em muitos factores. De acordo com a sua experiência, o radiologista estabelece um *limiar* abaixo do qual os pacientes são classificados como saudáveis, e acima do qual são classificados como doentes [15].

De acordo com este comportamento, é possível formar a seguinte matriz de decisão:

	Verdadeiramente doente	Verdadeiramente Saudável
Diagnosticado como doente	Verdadeiro Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
Diagnosticado como saudável	Falso Negativo (FN)	Verdadeiro Negativo (VN)

Tabela 1 – Matriz de decisão. Adaptado de [15]

A matriz define os termos *Verdadeiro Positivo* (VP), *Verdadeiro Negativo* (VN), *Falso Positivo* (FP) e *Falso Negativo* (FN). Para cada limiar, e dada a população em estudo, a cada elemento da matriz é atribuído um valor. A soma dos elementos da matriz será igual ao número de indivíduos que constituem a população.

A partir destes elementos, podem ser calculadas duas características importantes na avaliação da eficácia das técnicas de imagem [15, 16]. A *sensibilidade*, S , é dada pela fracção de casos positivos que são correctamente detectados pelo radiologista:

$$S = \frac{VP}{VP + FN} \quad \text{Eq. 3.1}$$

Muitas vezes, a sensibilidade é também designada por *fracção de verdadeiros positivos*.

A *especificidade*, E , ou *fracção de verdadeiros negativos*, é dada pela fracção de casos negativos que o radiologista classifica, de facto, como negativos:

$$E = \frac{VN}{VN + FP} \quad \text{Eq. 3.2}$$

Para uma determinada doença, um exame com alta sensibilidade e baixa especificidade, permite o diagnóstico correcto de muitos casos patológicos. Contudo, também existem muitos pacientes sem doença mal diagnosticados como doentes.

Uma técnica com alta sensibilidade e alta especificidade permite uma elevada proporção de diagnósticos correctos não só dos casos positivos, mas também dos negativos [15, 16].

3.1. Mamografia

A mamografia pode detectar o cancro da mama numa fase precoce do seu desenvolvimento, quando o tratamento é mais eficaz e a cura é mais provável; é, actualmente, o método mais utilizado para detecção de lesões na mama [1]. Outros métodos foram testados no diagnóstico desta doença, mas a mamografia é o que apresenta melhores resultados na detecção de massas imperceptíveis à palpação; pode detectar tumores até dois anos antes de serem clinicamente aparentes à palpação [17]. Deste modo, a mamografia é reconhecida como a técnica de maior sucesso para a detecção precoce de cancro da mama, pelo que é recomendada como rastreio periódico em mulheres sem sintomas [2]. Os riscos que advêm da utilização de radiação ionizante levam a que os rastreios sejam realizados em mulheres pertencentes a faixas etárias onde a probabilidade de ocorrência do cancro da mama seja mais elevada. Assim, são recomendados a mulheres com idade superior a 40 anos [18].

A utilização de raios X para obter imagens da mama foi inicialmente referida em 1930, mas devido à falta de um método reprodutível que obtivesse imagens satisfatórias, esta técnica não progrediu significativamente até 1960, quando foram feitas as primeiras referências a fontes de raios X com altas correntes e baixas tensões, que asseguraram a reprodutibilidade deste tipo de imagens [2].

Um sistema típico de mamografia está representado na Figura 3.1. Este exame requer um feixe de raios X de banda estreita, ou seja, aproximadamente monoenergético, factor que é controlado pelo material do alvo na ampola de raios X e pelo sistema de filtros. Uma boa compressão da mama é um factor importante para reduzir a radiação dispersa, criando uma distribuição de densidade tão uniforme quanto possível, eliminando o movimento, separando as estruturas mamárias e, conseqüentemente, aumentando a visibilidade dos detalhes da imagem. A utilização de grelhas específicas para mamografia também contribui para a eliminação da detecção de radiação dispersa e para aumentar o contraste da imagem, sendo especialmente útil quando se está a obter uma imagem de uma mama com densidade e espessura elevadas [2].

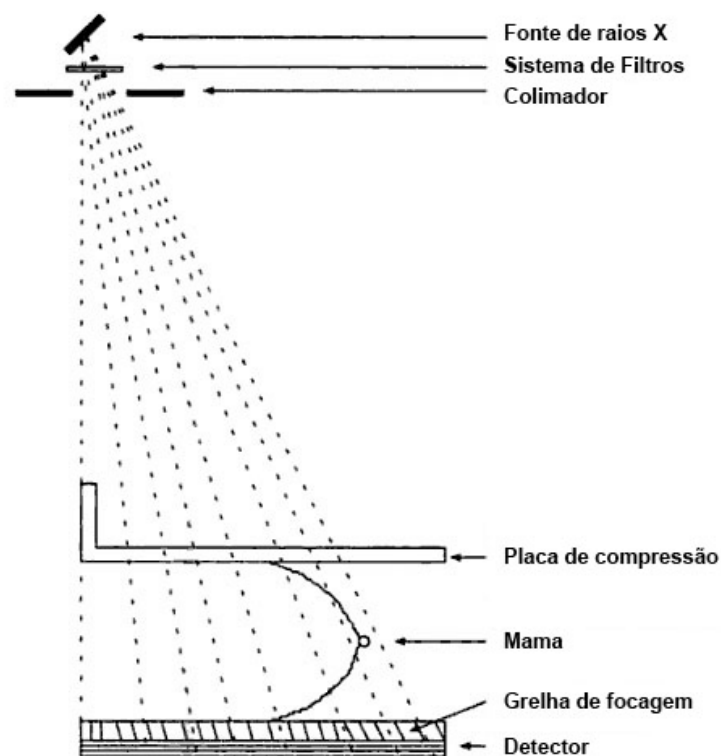


Figura 3.1 – Sistema típico de mamografia

A mamografia é utilizada tanto para estudar pacientes sintomáticos (mamografia de diagnóstico), como para rastreio de mulheres que não apresentam quaisquer sintomas da doença. A detecção é realizada com base em quatro tipos de indicadores [10, 19]:

- a) Morfologia característica de uma massa tumoral;
- b) Presença de depósitos minerais, vistos como pontos brilhantes, a que se dá o nome de microcalcificações;
- c) Padrões de distorção arquitectural em tecido saudável, provocados pela doença;
- d) Assimetria entre regiões correspondentes de imagens da mama esquerda e direita.

3.5.1 Produção de raios X

A produção de raios X ocorre quando electrões muito energéticos interagem com a matéria e convertem a sua energia cinética em radiação electromagnética. Um dispositivo que permita esta produção tem na sua constituição uma fonte de electrões, um trajecto sob vácuo onde os acelerar, um eléctrodo alvo e uma fonte externa de energia para acelerar os electrões – Figura 3.2.

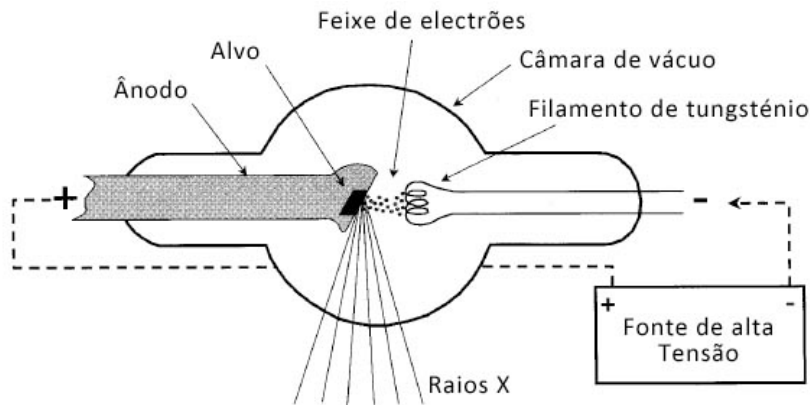


Figura 3.2 – Requisitos mínimos para a produção de raios X. Adaptado de [15]

A ampola de raios X é constituída por um filamento – cátodo – que, quando aquecido, liberta electrões, que são acelerados através de uma diferença de potencial, num trajecto sob vácuo, em direcção ao alvo – ânodo. Para que o calor resultante das colisões seja dissipado, o alvo é normalmente rotativo e com substrato de cobre, enquanto a ampola se encontra imersa em óleo circulante. O gerador também permite controlar o feixe de saída através da selecção da tensão, corrente e tempo de exposição. Os raios X produzidos são direccionados para uma janela que lhes é aproximadamente transparente [15].

Na colisão com o alvo, a energia cinética dos electrões é convertida noutras formas de energia, sendo que a grande maioria das interacções produz calor. Esta libertação de calor limita o número de fotões que podem ser produzidos num dado tempo sem que o alvo seja danificado [15].

Ocasionalmente (em cerca de 0.5% dos casos), um electrão aproxima-se de um núcleo, carregado com carga positiva. As forças de atracção desaceleram o electrão, provocando uma perda de energia significativa e uma mudança na sua trajetória. Um fotão de raios X, de energia igual à energia cinética perdida pelo electrão, é produzido. Esta radiação, designada por *bremsstrahlung* (termo alemão para radiação de travagem) devido à sua natureza, é responsável pela parte contínua do espectro produzido – Figura 3.3.

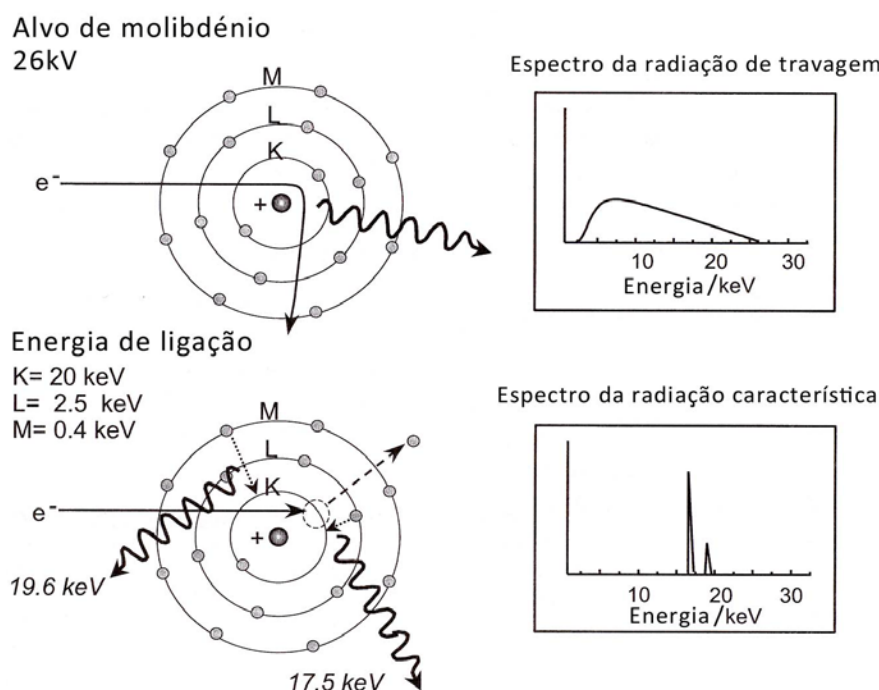


Figura 3.3 – Produção de raios X: em cima, produção da radiação de travagem; em baixo, produção de radiação característica. Adaptado de [15].

Cada electrão dos átomos do alvo tem uma energia de ligação que depende da sua camada. Os mais próximos do núcleo são os da camada K, que tem a maior energia de ligação. A camada L, com oito electrões, tem a segunda energia mais elevada, e assim sucessivamente. A Tabela 2 mostra materiais utilizados frequentemente no alvo e as correspondentes energias de ligação, das camadas K, L e M. Quando a energia de um electrão incidente no alvo excede a energia de ligação de um electrão, é energeticamente possível que uma colisão ejecte um electrão de um átomo do alvo e o ionize. A camada de onde o electrão foi ejectado torna-se, desta forma, instável, e um electrão de uma camada mais externa, com menor energia de ligação, vai preencher a lacuna. Como este electrão transita para um nível de mais baixa energia, o excesso pode ser libertado sob a forma de um fóton de raios X, com uma energia igual à diferença entre as energias de ligação das duas camadas – Figura 3.3. As energias de ligação são únicas para um dado elemento, bem como as suas diferenças. Consequentemente, os raios X emitidos apresentam energias discretas e específicas de cada elemento, pelo que esta radiação se denomina por *radiação característica* [15] – Figura 3.3.

Camada electrónica	Tungsténio	Molibdénio	Ródio
K	69,5	20,0	23,2
L	12,1/11,5/10,2	2,8/2,6/2,5	3,4/3,1/3,0
M	2,8 – 1,9	0,5 – 0,4	0,6 – 0,2

Tabela 2 – Energias de ligação (keV) de materiais frequentemente utilizados em alvos de ampolas de raios X [15].

Cada espectro de raios X resulta da sobreposição de um espectro contínuo, pelo qual é responsável a radiação de travagem, com um espectro discreto constituído por uma série de linhas bem definidas características do ânodo – Figura 3.4.

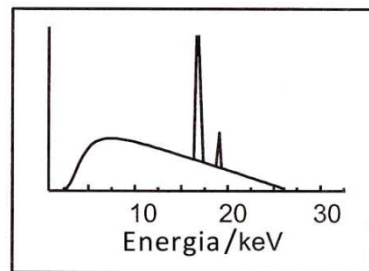


Figura 3.4 – Espectro de raios X à saída da ampola, resultante da sobreposição dos dois espectros da Figura 3.3. Adaptado de [15].

As pequenas diferenças de atenuação de raios X entre tecido normal e canceroso requerem a utilização de um equipamento de raios X otimizado para a detecção de cancro da mama. A Figura 3.5 mostra as diferenças de atenuação de raios X entre tecido normal e patológico ao longo de uma gama de energias. É possível verificar que as baixas energias fornecem as melhores diferenças de atenuação. Contudo, uma elevada absorção resulta numa dose maior e em tempos de exposição mais longos [15].

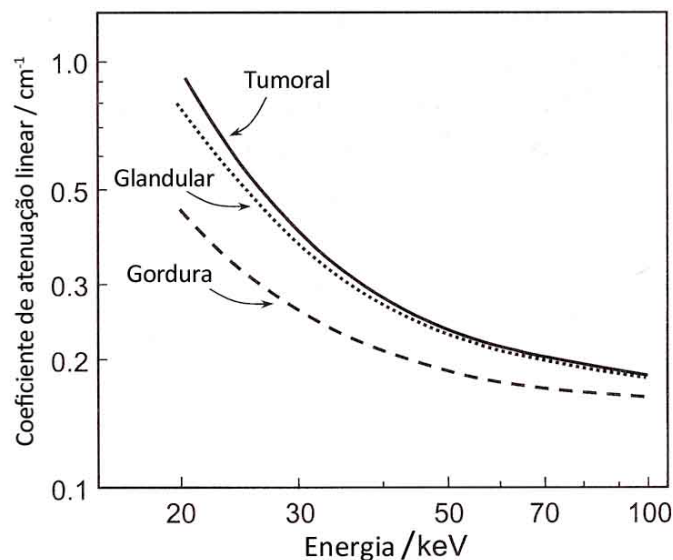


Figura 3.5 – Coeficiente de atenuação linear em tecidos mamários em função da energia. Adaptado de [15]

A detecção de microcalcificações no tecido mamário também é importante, dada a sua elevada correlação com a doença. Detectar microcalcificações, minimizar a dose administrada e melhorar a detecção de estruturas de baixo contraste requer equipamento específico, sendo que uma grande diferença da mamografia em relação à radiografia convencional é a baixa tensão de operação, que se situa abaixo dos 35 kV. Estudos de simulação computacional mostram que um feixe monoenergético

com uma energia no intervalo entre 15 e 25 keV, dependendo da espessura e densidade da mama, permite a melhor relação contraste/dose depositada [15].

O molibdénio e o ródio são os materiais mais utilizados no ânodo, sendo a sua radiação característica o motivo principal da escolha. No molibdénio, a radiação característica apresenta picos aos 17,5 e 19,6 keV, enquanto no ródio estes picos ocorrem aos 20,2 e 22,7 keV. No entanto, os raios X produzidos pela ampola são policromáticos devido à radiação de travagem de baixa energia, que é responsável por uma deposição significativa de dose e cuja contribuição para a formação da imagem é reduzida e à de alta energia que diminui o contraste da imagem [15].

3.5.2 Filtros

A energia óptima de raios X é conseguida com a utilização de materiais indicados para o alvo que produzam a radiação característica pretendida, em conjunto com filtros de atenuação que removam as gamas de energia não desejadas do espectro de travagem. Tanto a janela da ampola como os filtros dedicados contribuem para a atenuação do espectro de raios X produzido. A primeira é normalmente de berílio ($Z = 4$) com cerca de 1 mm de espessura, que filtra pouco os raios X, permitindo a transmissão de todas as energias, ao mesmo tempo que permite uma boa resistência mecânica. Os filtros adicionados têm a função de reduzir os raios X de baixas e altas energias e permitir a passagem da radiação característica. Os filtros mais utilizados em mamografia são de 0,03 mm de molibdénio para um alvo de molibdénio (Mo/Mo); 0,025 mm de ródio para um alvo de ródio (Rh/Rh); e uma combinação de um alvo de molibdénio com um filtro de ródio [15]. Como se pode verificar na Figura 3.6, a atenuação do filtro diminui com o aumento de energia até à energia da camada K, facilitando a transmissão da radiação característica desse material.

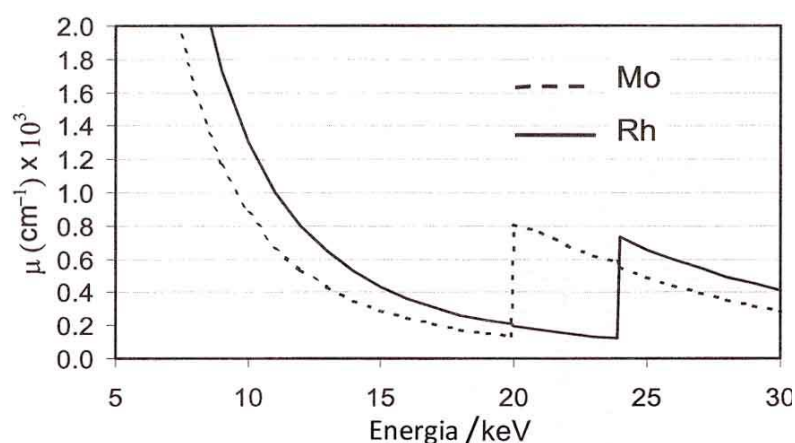


Figura 3.6 – Coeficientes de atenuação linear do molibdénio e ródio, em função da energia. Adaptado de [15]

Um aumento abrupto no coeficiente de atenuação ocorre logo acima da energia de ligação dos electrões da camada *K*, o que contribui de forma significativa para atenuar as altas energias da radiação de travagem – Figura 3.7.

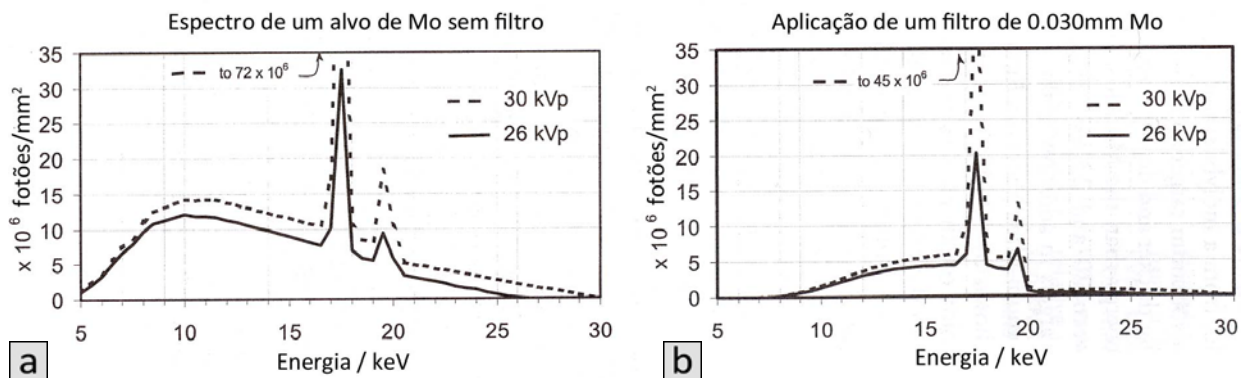


Figura 3.7 – Aplicação de um filtro de 0.030mm de Mo a um alvo de Mo. (a) Espectro sem filtro; (b) espectro com filtro. Adaptado de [15]

3.5.3 Colimação

Os colimadores, em mamografia, podem permitir um campo variável ou fixo. Na maioria dos exames o campo tem a dimensão da cassete, que é de 18x24 cm ou 24x30 cm. Os equipamentos mais recentes têm sistemas de colimação que detectam o tamanho da cassete e adaptam os colimadores automaticamente. Apesar de existirem equipamentos com colimadores com variação x-y, que permitem que o feixe de raios X se adapte ao volume da mama, estes não são muito utilizados, dado que a zona não exposta do filme fica muito brilhante e pode prejudicar a visualização. Não existe nenhuma desvantagem da colimação de campo inteiro em relação à colimação adaptada à mama, pelo que a primeira é mais utilizada [15].

3.5.4 Radiação dispersa

O feixe de raios X transmitido pela mama contém radiação primária e secundária. O primeiro tipo retém a informação relativa às características de atenuação das estruturas que atravessa e permite o melhor contraste possível. A radiação dispersa é prejudicial à mamografia porque viola a premissa fundamental dos detectores que afirma que a radiação se propaga em linhas rectas [15].

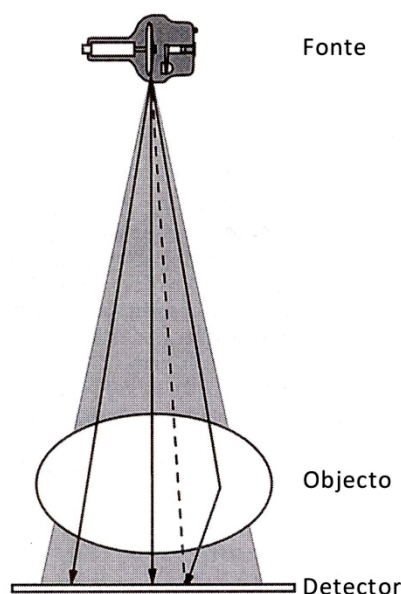


Figura 3.8 – Detecção de radiação dispersa. Adaptado de [15]

Conforme é possível verificar na Figura 3.8, há um fóton disperso que é detectado numa posição que corresponde à trajetória representada a traço interrompido. Esta radiação não contribui com informação estrutural do tecido que atravessa e piora o contraste da imagem.

A compressão da mama é necessária num exame de mamografia. Uma compressão firme reduz os tecidos sobrepostos e diminui a espessura da mama. Este procedimento resulta num menor número de fótons dispersos, num melhor contraste entre estruturas anatómicas e numa menor dose administrada ao paciente.

A fracção de radiação dispersa que chega ao detector pode ser muito reduzida recorrendo à utilização de grelhas *antidispersão*. A rejeição da radiação dispersa é conseguida com a grelha colocada entre a mama e o detector, de acordo com a Figura 3.9. Tipicamente são utilizadas grelhas com uma relação³ de 4:1 ou 5:1. Relações mais elevadas permitem uma superior rejeição da radiação dispersa, mas também exigem uma deposição de dose mais elevada [15].

Qualquer grelha impõe um aumento de dose para compensar as perdas de radiação que, na sua ausência, contribuiriam para a formação da imagem. A utilização de grelhas em mamografia exige que se duplique ou triplique a dose administrada, mas o contraste da imagem melhora cerca de 40 % [15].

³ A relação de grelha é dada pela razão entre a altura e a largura dos espaços entre septos.

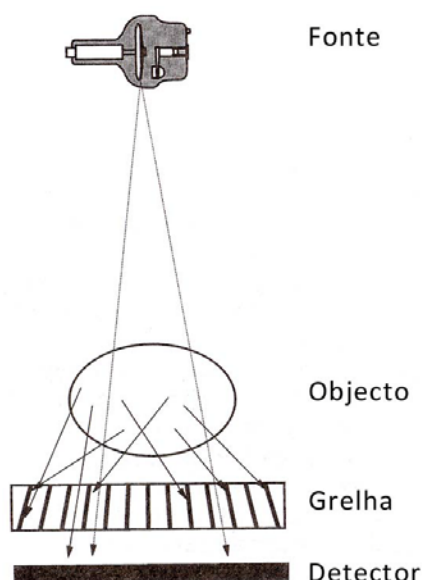


Figura 3.9 – Utilização de uma grelha para permitir uma redução da radiação dispersa que chega ao detector.
Adaptado de [15]

3.5.5 Mamografia digital vs. Mamografia convencional

A mamografia pode ser convencional, digital directa, ou digital indirecta. Desde os anos 90 que a mamografia digital se tem desenvolvido e, hoje em dia, constitui uma ferramenta alternativa à mamografia convencional na detecção e diagnóstico do cancro da mama [19].

Existem dois tipos de mamografia digital: num deles, a radiação X é convertida directamente numa imagem digital no momento da exposição – aquisição directa; no outro, a radiação impressiona um detector formando uma imagem latente, que é posteriormente digitalizada – aquisição indirecta [20].

Quando comparados com os detectores digitais, os detectores em filme apresentam algumas desvantagens.

Como o filme assume o papel de detector e de meio de visualização, os requisitos de exposição são impostos pela necessidade de produzir uma imagem que seja visível. Contudo, o filme não responde de forma linear à exposição: não é muito sensível aos primeiros fotões que lhe chegam, pelo que os tecidos de menor absorção da mama aparecem em tons brilhantes muito próximos; apenas numa reduzida gama de exposições permite que se obtenha um contraste razoável entre estruturas com um coeficiente de absorção similar; e os tecidos com baixo coeficiente de absorção também não são facilmente distinguíveis entre si. Como as estruturas típicas da mama, bem como o tecido canceroso, apresentam coeficientes de atenuação de raios X similares, esta limitação pode fazer com que seja difícil distinguir estruturas saudáveis das patológicas [19].

De facto, o contraste assume uma importância muito grande numa imagem. Apesar de o filme ter uma boa resolução espacial, se não houver contraste suficiente entre estruturas, estas não poderão ser interpretadas como estruturas diferentes [19].

Na mamografia digital, os valores de branco e preto puros podem ser atribuídos, e o brilho e o contraste podem ser facilmente modificados e melhorados. Podem ser escolhidas diferentes janelas e níveis de cinzento, dado que a imagem é gerada por computador. Ao contrário dos filmes, que não podem ser alterados, e cuja imagem depende da exposição utilizada e do processamento químico do filme, uma imagem digital pode ser ajustada num número infinito de combinações distintas [19, 21]. Desta forma, é correcto afirmar que a mamografia digital proporciona um melhor contraste na detecção de lesões de baixo contraste entre si [20, 21].

Outra limitação do filme é que, uma vez adquirida a imagem, esta é inalterável. A informação é mostrada de uma só forma e, não sendo obtida uma boa exposição a imagem nunca será boa. O filme é também a única cópia da imagem: uma perda ou danificação podem ser irrecuperáveis. Por outro lado, uma imagem digital nos dias de hoje pode ser facilmente enviada para qualquer lado do mundo e ser vista simultaneamente em diversos locais.

O armazenamento dos filmes requer muito espaço e a perda de exames acontece frequentemente [19]. A mamografia digital permite a separação das várias etapas do exame: aquisição, visualização, leitura em monitor e armazenamento da imagem, permitindo a sua optimização individualizada [20].

Apesar das vantagens logísticas claras da mamografia digital, não foi imediatamente óbvio que esta fosse mais indicada para a detecção de cancro. São vários os estudos que apresentam resultados comparáveis, ou ligeiramente melhores, da mamografia digital, quando comparada com a convencional [19, 20].

3.5.6 O exame

De um modo geral, o exame é realizado com a mama em contacto directo com o detector, originando, essencialmente, imagens em tamanho real. A técnica de magnificação, por outro lado, utiliza um intervalo de ar entre a mama e o detector, para que a imagem projectada seja aumentada. A magnificação produz imagens com bom detalhe, com mais informação anatómica, que pode ser útil no diagnóstico, principalmente em casos onde a imagem convencional mostre resultados ambíguos. Tal como com a grelha, as vantagens de uma imagem magnificada são conseguidas à custa de uma maior exposição à radiação, pelo que esta técnica de imagem não é utilizada como rotina [2].

Os exames são realizados num sistema de mamografia por raios X dedicado, especialmente desenhado para exames à mama. A paciente que está a ser examinada normalmente fica de pé,

virada para a unidade de mamografia, enquanto o técnico posiciona correctamente a mama entre duas placas, para ser comprimida até se obter uma estrutura em forma de “D” com alguns centímetros de espessura. Normalmente são realizadas 2 exposições para cada mama. Uma é uma vista craniocaudal (CC), e a outra é mediolateral oblíqua (MLO) – Figura 3.10.

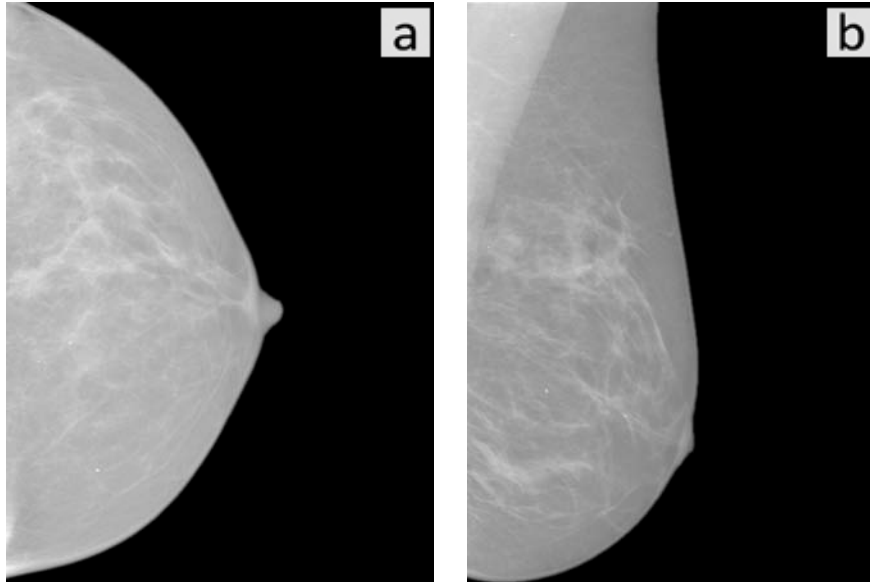


Figura 3.10 – (a) Vista craniocaudal; (b) vista mediolateral oblíqua

Para conseguir obter as diferentes vistas da mama, a unidade pode rodar em torno de um eixo horizontal, permitindo que as imagens se possam obter em mais do que um ângulo, de forma que a estruturas sobrepostas possam ser distinguidas [5, 17].

3.5.7 Exposição à radiação

O risco da exposição à radiação é um motivo de preocupação, apesar de não haver estudos que comprovem um aumento do risco de cancro da mama a partir da exposição às baixas doses utilizadas na mamografia. Ainda assim, os avanços tecnológicos na mamografia continuam a estar orientados no sentido de minimizar a exposição à radiação, mantendo elevada a qualidade das imagens [2].

De facto, o equilíbrio entre administração de baixas doses e obtenção de imagens de boa qualidade representa, ainda hoje, um desafio que envolve uma escolha cuidadosa das características da fonte de raios X e dos detectores. Enquanto os raios X mais energéticos são mais penetrantes, os de menor energia permitem um melhor contraste entre estruturas, ou seja, a utilização de raios X de menor energia aumenta a dose administrada ao paciente, mas também melhora o contraste. Esta característica é particularmente importante na mamografia, dado que os radiologistas procuram, em muitos casos, estruturas de baixo contraste. Isto acontece porque as absorções de raios X nos diferentes tecidos são muito semelhantes [17].

Como os tumores não absorvem a radiação de forma muito diferente do tecido glandular – o que faz com que o contraste entre estas duas estruturas seja, por natureza, reduzido –, é possível obter um melhor contraste quando o tumor está rodeado por tecido adiposo, que é menos absorvente do que o tecido glandular⁴, a baixas energias. Esta é uma das razões pela qual a mamografia é utilizada um maior número de vezes em pessoas pertencentes a uma faixa etária superior. De um modo geral, mulheres mais novas apresentam um tecido mamário mais denso, ou seja, com mais tecido glandular e menos tecido adiposo. Mas, com o avançar da idade, a fracção de tecido adiposo tende a aumentar, o que significa que os tumores se tornam mais facilmente detectáveis por esta técnica. A outra razão está, naturalmente, relacionada com a menor incidência da doença em mulheres mais jovens [17].

3.2. Ecografia Mamária

A ecografia mamária é uma técnica complementar à mamografia, que tem demonstrado bons resultados na detecção e avaliação de lesões do tecido mamário. Não utiliza radiação ionizante e é especialmente utilizada em mulheres jovens ou grávidas que apresentem lesões palpáveis na mama [20].

A imagem médica por ecografia baseia-se na emissão de rápidos pulsos de ondas acústicas de alta frequência – tipicamente 7 a 12 MHz – produzidas por um transdutor, seguindo-se a recepção dos ecos resultantes das reflexões que ocorrem ao longo da mama, a diferentes profundidades. A amplitude do eco que chega ao receptor é codificada numa escala de cinzentos e utilizada para controlar o brilho da estrutura a ser mostrada no monitor – que depende da diferença entre impedâncias acústicas entre tecidos adjacentes⁵ – e a profundidade é determinada pelo tempo entre a emissão e recepção da onda acústica. Este processo de emissão e recepção de pulsos é repetido e orientado segundo diferentes direcções, o que resulta num perfil em profundidade do volume da mama em análise [22, 23]. Portanto, ao contrário da mamografia, este tipo de imagem não é prejudicado por sobreposição de tecidos. Contudo, apesar de raros, alguns cancros têm impedância acústica similar ao tecido normal, pelo que podem não ser detectados pela ecografia mamária. Também as microcalcificações, por terem dimensões muito reduzidas, não são detectadas por esta técnica, dado que a sua resolução espacial não o permite [22].

⁴ O tecido não adiposo tem aproximadamente a densidade da água e, numa mamografia, aparece brilhante. O tecido adiposo é praticamente rádio-transparente e aparece numa tonalidade mais escura [11].

⁵ Quanto maior for esta diferença, maior será a amplitude do eco recebido.

Dado que cada transmissão e recepção leva menos do que um milissegundo a ocorrer, podem ser obtidas 30 imagens por segundo, o que permite, quando mostradas em rápida sucessão, uma análise em tempo real da mama [23].

A maior vantagem que a ecografia mamária apresenta sobre a mamografia por raios X é a sua capacidade para diferenciar lesões sólidas das que têm uma natureza fluida, que são, na sua maioria, benignas. Por serem fluidas, estas lesões têm uma resposta aos ultra-sons distinta da resposta das massas sólidas [22]. Para além desta aplicação, é também muito utilizada na avaliação de massas palpáveis invisíveis à mamografia e na avaliação de pacientes jovens e grávidas, também com massas palpáveis [23].

Este tipo de exame não é recomendado como método primário de rastreio, dado que apresenta uma taxa variável de falsos negativos (que varia, conforme os estudos, entre 0,3 % e 47 %), a sua eficácia depende bastante do operador [22], as técnicas de realização do exame não estão uniformizadas e os critérios de interpretação são variáveis [24]. Contudo, quando utilizada em conjunto com a mamografia, melhora a sensibilidade da detecção. Para além disso, os sistemas de ecografia mamária permitem, também, guiar a realização de biopsias [20, 22].

3.3. Imagem por Ressonância Magnética

A Imagem por Ressonância Magnética (IRM) produz um conjunto de imagens de cortes contíguos de tecido, permitindo, desta forma, formar uma imagem tridimensional da mama [25] e tem sido utilizada na detecção de cancro da mama desde finais dos anos 90. Apresenta uma sensibilidade muito alta na detecção de massas (entre 95 e 100 %), ou seja, uma baixa taxa de falsos negativos. Contudo, a sua especificidade é muito variável, oscilando, conforme os estudos, entre 37 e 97 %.

Como a sua sensibilidade não é afectada pela presença de tecidos sobrepostos, a IRM é considerada sobretudo no rastreio de mulheres de baixas faixas etárias e pertencentes a grupos de alto risco. Recentemente foi recomendado pela *American Cancer Society* que a IRM deveria ser utilizada como uma ferramenta auxiliar da mamografia em mulheres com alto risco de contrair cancro da mama [22].

A IRM à mama é realizada num campo magnético elevado – normalmente 1,5 T, ou maior [26] – com origem num magneto que envolve o corpo da paciente e com uma pequena bobine à superfície da mama, que serve de antena. Esta bobine dedicada é necessária para assegurar a resolução espacial da técnica [22], mantendo uma razão sinal-ruído elevada [25]. O campo magnético estático actua nos núcleos de hidrogénio, alinhando-os. A bobine emite um pulso de radiofrequência que induz uma alteração neste alinhamento, sendo posteriormente desligada. O tempo que os núcleos de

hidrogénio demoram a voltar ao alinhamento inicial é convertido numa imagem. Contudo, o contraste entre o tecido tumoral e o tecido saudável da mama não é suficiente para a detecção de cancro, pelo que é frequentemente utilizado um agente de contraste com gadolínio [22, 25]. Devido ao elevado metabolismo das células cancerosas, estas apresentam uma vascularização característica que promove a acumulação do agente de contraste nas lesões, evidenciando-as na imagem.

Uma grande desvantagem da IRM é a sua resolução espacial. Como apenas consegue distinguir estruturas com 1 a 2mm, não permite identificar microcalcificações [22].

3.4. Cintimamografia

A cintimamografia (CM) é uma técnica de diagnóstico de cancro da mama não invasiva [27], que utiliza radionuclídeos para evidenciar tumores no tecido mamário. A técnica consiste na injeção de um radiofármaco emissor de fotões simples, normalmente marcado com ^{99m}Tc , na paciente e utiliza câmaras gama na detecção da radiação e consequente formação de uma imagem planar. O radiofármaco ideal para a CM tem alta afinidade com o tecido tumoral e afinidade mínima com o tecido saudável [28]. Actualmente, os radiofármacos mais utilizados são o ^{99m}Tc -*sestamibi* e o ^{99m}Tc -*tetrofosmin*, que são dois complexos catiónicos de tecnécio. Estes radiofármacos vão concentrar-se mais no tecido tumoral, dado o seu elevado metabolismo em relação ao tecido saudável [22].

A sensibilidade da CM é muito elevada na detecção do cancro da mama, sendo que os valores apresentados variam entre 85 % e 93 %. Como esta técnica não é afectada pela densidade do tecido mamário, é comum que se identifiquem lesões no tecido fibroglandular mais denso, que não aparecem na mamografia. Desta forma, a CM tem especial interesse quando a análise da mamografia não é clara, ou quando existem massas palpáveis que não são vistas na mamografia [22].

A especificidade da CM também é elevada, dado que as imagens não reflectem alterações morfológicas no tecido, mas sim alterações no metabolismo celular. Desta forma, a CM consegue mais facilmente distinguir tecido benigno do maligno, quando comparada com as técnicas convencionais. A especificidade desta técnica é de cerca de 87%. Porém, quando utilizada em conjunto com a mamografia, a CM aumenta os valores de sensibilidade e especificidade [22].

A sensibilidade da CM depende totalmente do tamanho das lesões, assumindo valores bastante inferiores quando as lesões são inferiores a 1 cm. Isto acontece sobretudo devido à resolução espacial da câmara gama e à grande distância que existe entre o detector e a mama [22].

3.5. Tomografia por Emissão de Positrões

Tal como a CM, a Tomografia por Emissão de Positrões (PET⁶) é uma técnica tomográfica que utiliza radiofármacos marcados com radionuclídeos emissores de positrões para caracterizar a função bioquímica das células de estruturas *in vivo* [16]. O seu princípio baseia-se na detecção de pares de fótons gama de 511 keV, resultantes da reacção de aniquilação entre o positrão emitido pelo radionuclídeo e um electrão do corpo humano [29]. Esta técnica permite uma quantificação da distribuição do marcador e da actividade metabólica ao nível molecular [16].

O radiofármaco mais utilizado para detectar cancro recorrendo ao PET é o ¹⁸F-fluorodesoxiglicose, ou ¹⁸FDG, um análogo da glicose que é marcado com o emissor de positrões ¹⁸F [22, 30]. Apesar de ser um radiofármaco pouco específico, permite obter resultados com alta sensibilidade e especificidade em vários tipos de cancro [16]. Este radiomarcador é utilizado para detectar o consumo de glicose, que é sabido que aumenta nas células cancerosas em relação às saudáveis. Isto acontece devido ao mais alto metabolismo destas células. Tal como na CM, a vantagem de se produzir imagens a partir do metabolismo, em relação às que se produzem a partir da anatomia, é que, normalmente, a alta actividade metabólica das células cancerosas ocorre antes das alterações nas estruturas anatómicas [22].

Os valores de sensibilidade e especificidade do PET na detecção de cancro da mama são, respectivamente, 85 % e 79 %. O facto de a ¹⁸FDG também possuir afinidade para processos infecciosos ou inflamatórios contribui para que a especificidade não tenha um valor muito elevado. O valor, também moderado, da sensibilidade deve-se ao facto de a detecção por PET ser dependente do tamanho da lesão, dado que, devido à sua limitada resolução espacial, é muito difícil detectar lesões inferiores a 1 cm [22, 30].

3.5.1 Mamografia por emissão de positrões

A Mamografia por Emissão de Positrões (PEM⁷) é uma técnica de imagem que partilha os princípios do PET. Como tal, é uma técnica de imagem funcional que permite a representação espacial de determinados processos fisiológicos, como o metabolismo da glicose. Em oposição a métodos como a IRM ou a mamografia por raios X, as técnicas de imagem funcional não fornecem imagens com informação anatómica detalhada. Contudo, como as modificações morfológicas são precedidas de modificações metabólicas, a localização das últimas pode ser importante para a detecção de cancro da mama [14, 31].

⁶ Do inglês, *Positron Emission Tomography*

⁷ Do inglês, *Positron Emission Mammography*

O PEM é uma técnica orientada para a detecção de cancro da mama e apenas adquire imagens desse órgão. Apesar do reconhecido valor do PET na detecção de cancro, é geralmente aceite que o PET de corpo inteiro não é a melhor forma de detectar e diagnosticar cancro da mama, uma vez que apresenta baixas taxas de detecção para lesões inferiores a 1 cm. Em relação ao PET, o PEM possui detectores de dimensão inferior e permite que sejam colocados numa posição mais próxima da mama, o que facilita a detecção de lesões nesse órgão e melhora a resolução espacial da técnica [14, 31].

3.6. Tomossíntese

A tomossíntese está a ser investigada como uma técnica adicional ou complementar à mamografia que, apesar de todos os progressos que tem registado, não deixa de condensar uma informação tridimensional para uma projecção bidimensional, o que resulta na sobreposição de tecidos e potencial dissimulação de lesões [32]. É uma técnica que utiliza uma série de imagens de raios X de baixa dose, obtidas a partir de diferentes posições da fonte de raios X em relação à mama, que permanece fixa, para reconstruir uma imagem volumétrica.

Recorrendo a algoritmos de reconstrução, é obtida a estrutura tridimensional da mama, que se organiza, tipicamente, em planos paralelos à superfície do detector. Desta forma, torna-se possível analisar a mama em diferentes cortes, o que permite uma melhor separação de tecidos sobrepostos, facilitando, desta forma, a detecção de lesões localizadas [32-34].

A exposição da paciente aos raios X, no total das projecções, equivale à dose recebida nas duas projecções típicas de uma mamografia [32] e, segundo [33], reduz o número de pessoas chamadas para reavaliação depois de um primeiro exame de rastreio de 7,5 % – típico da mamografia – para 4,4 %.

Capítulo 4.

Massas e Microcalcificações

Os principais sinais de cancro da mama são as massas e os aglomerados de microcalcificações [5], pelo que a análise de uma imagem mamográfica começa pela procura de massas e microcalcificações. As primeiras requerem um elevado contraste, dado que absorvem os raios X de forma semelhante ao tecido fibroglandular que as rodeia [16]. As massas são lesões de dimensões relativamente grandes e que podem ser vistas em, pelo menos, duas projecções. As calcificações são depósitos de cálcio presentes no tecido mamário. Ambos os sinais podem estar associados a lesões benignas ou malignas e podem exibir uma grande variedade de formas [35]. Com o intuito de uniformizar a informação relativa aos diversos tipos e formas das lesões, algumas instituições norte-americanas⁸ criaram um sistema internacional de classificação de lesões – *BI-RADS*⁹ [36].

Um sistema deste tipo tem o objectivo de facilitar a comunicação entre médicos, reduzindo as discrepâncias de diagnóstico entre observações. Também facilita o desempenho das auditorias médicas nos rastreios e práticas de mamografia. O *BI-RADS* divide-se em cinco secções, sendo que, das cinco, se considera que a mais importante é o léxico, que inclui os termos descritivos e as definições para cada característica mamográfica. O mesmo termo não é utilizado para caracterizar duas situações diferentes e cada definição é clara, de forma a evitar variações na descrição das descobertas morfológicas entre profissionais. A segunda secção trata do sistema de descrição, que inclui uma organização bem definida, compreendendo uma breve caracterização da estrutura da mama; uma descrição das lesões utilizando os termos da primeira secção – o léxico; e uma avaliação global, que inclui o grau de preocupação e recomendações pertinentes. Esta secção acaba com categorias de avaliação, em que são atribuídos os valores de um a seis conforme a avaliação seja mais, ou menos, grave; o valor zero é atribuído no caso de se considerar que a avaliação está incompleta, conforme a Tabela 3. As secções seguintes descrevem procedimentos, exemplos práticos de situações diárias e recomendações gerais quanto às acções subsequentes [36].

⁸ American College of Radiology, in cooperation with the National Cancer Institute, the centers for Disease Control, the Food and Drug Administration, the American Medical Association, the American College of Surgeons, and the College of American Pathologists.

⁹ Do inglês, *Breast Imaging Reporting and Data System*.

Categoria de avaliação	Descrição	Recomendação
0	Incompleto	Necessário efectuar mais avaliação (vistas adicionais, ecografia, comparação com imagens anteriores)
1	Negativo	Rastreio anual de rotina
2	Benigno	Rastreio anual de rotina
3	Provavelmente benigno	Seguir o tumor com exames de mamografia frequentes
4	Suspeito	Considerar biopsia
5	Altamente suspeito	Acção apropriada / biopsia
6	Maligno	Acção apropriada

Tabela 3 – Classificação segundo *BI-RADS*®

A forma de uma massa pode ser esférica, oval, lobular ou irregular e os seus contornos podem estar circunscritos (ou seja, apresentando contorno bem definido em torno da massa), microlobulados, esfumados, mal definidos (ou indistintos) ou espiculados. Estas duas características – forma e contornos – são indicadores do grau de *malignidade*, sendo que este é baixo para formas redondas e ovais com contornos circunscritos [35].

As lesões bem definidas são, mais frequentemente, benignas, mas é essencial que o radiologista as avalie. Esta avaliação inclui uma análise da forma, da densidade, das margens, do tamanho, da orientação e presença de microcalcificações. As lesões benignas tendem a ser isodensas e menos densas que o restante tecido mamário e com margens bem definidas. As lesões malignas têm, mais frequentemente, uma densidade elevada e as suas margens apresentam irregularidades [10].

Uma das características mais importantes na avaliação de uma massa é o seu contorno. Qualquer esbatimento que possa apresentar deve ser encarado com algumas reservas. Por outro lado, a presença de um anel brilhante em torno de uma massa bem definida, tem sido considerada como um sinal de benignidade. A evolução do tamanho da massa, com respeito ao tempo, é também um factor importante na sua avaliação. A estabilidade deste factor sugere que a lesão seja benigna [10].

Uma vez que a absorção de radiação X pelos tumores é muito semelhante à do tecido saudável, é difícil que fiquem bem visíveis numa mamografia. Apesar disso, os tumores podem ser detectados indirectamente por observação de microcalcificações, que são pequenas deposições de cálcio e podem ser associadas a uma massa. As microcalcificações possuem um alto coeficiente de atenuação linear de raios X, idêntico ao do osso, e aparecem na imagem como pontos muito brilhantes, mas podem ser tão pequenas – depósitos de 0,05 a 0,5 mm de diâmetro – que a sua detecção necessita de uma elevada resolução espacial [5, 17, 37]. De facto, podem ser tão pequenas que o ruído da imagem e o tecido mais denso da mama as podem dissimular [11].

As calcificações aparecem, numa mamografia, quando depósitos de cálcio se formam nos ductos da mama e, em muitos casos, podem existir sem que haja um cancro associado. Quando sugerem um caso maligno, o padrão com que aparecem tem um aspecto particular que um especialista reconhece [11]. Quando são indicadores de cancro da mama, aparecem frequentemente em aglomerados de 10 a 100 unidades, sendo relevantes os aglomerados com, pelo menos, 4 unidades por centímetro quadrado. Num determinado aglomerado, as microcalcificações podem variar significativamente em forma e tamanho. As que sugerem lesões malignas são, tipicamente, muito pequenas e irregulares em tamanho e forma. Existem também calcificações que se formam devido a processos considerados normais, como por exemplo as ocorrentes em vasos sanguíneos, ou como grandes depósitos de cálcio com vários milímetros de diâmetro. A Figura 4.1 mostra uma classificação para aglomerados de microcalcificações baseada na sua diferente morfologia. Esta classificação ajuda na decisão sobre quando um determinado aglomerado é indicador de uma lesão benigna ou maligna. A probabilidade de existência de um tumor maligno vai de 0 %, para o tipo 1, para 19 %, 39 %, 59 % até 96 %, para o tipo 5 [11].



Figura 4.1 – Classificação de aglomerados de microcalcificações em cinco classes. Adaptado de [11].

A detecção precoce é determinante no prognóstico de cancro da mama, facilitando a sua cura, e as microcalcificações podem representar um sinal precoce desta doença. De facto, segundo alguns autores, as microcalcificações podem até constituir o seu único indício. Dado que representam mais de 50 % das lesões não palpáveis detectadas, a sua detecção é um dos principais objectivos do processamento de imagem em mamografia [11].

Capítulo 5.

Diagnóstico Assistido por Computador

A mamografia por raios X já deu provas de ser um método eficiente para detectar cancro da mama numa fase inicial do seu desenvolvimento. Contudo, o sucesso dos programas de rastreio depende essencialmente da disponibilidade de técnicos especializados para a interpretação das imagens [6].

De facto, estes programas vieram aumentar o número de exames realizados, tornando necessário um maior número de radiologistas relativamente ao cenário actual [7]. Por outro lado, a interpretação das imagens é uma tarefa difícil, dado que requer a detecção de sinais subtis e pouco frequentes, que aparecem dissimulados num fundo complexo e variável [6], o que resulta numa sensibilidade dependente da qualidade da imagem e das capacidades técnicas do radiologista [38].

Devido a estas dificuldades, existem, por vezes, sinais indicadores de cancro que não são vistos pelo radiologista [6], o que provoca um aumento do número de falsos negativos [7]. Outros factores, como a fadiga, distração, condições de trabalho e conhecimento das localizações mais prováveis para aparecimento de cancro, podem também prejudicar o desempenho do radiologista [6]. Para contornar estes problemas é frequente recorrer-se a uma leitura dupla dos exames, ou seja, que dois radiologistas interpretem o mesmo exame e comparem as suas conclusões. Esta leitura dupla contribui para que se aumente significativamente a sensibilidade e, consequentemente, a eficácia do rastreio. Contudo, o número de profissionais que este método exige, bem como os custos associados, é elevado [8].

Uma possível solução para estes problemas passa pela utilização de computadores para detectar lesões nas imagens radiográficas. Métodos computacionais já foram implementados com sucesso noutras aplicações e têm a vantagem de ter uma performance bem definida e de poderem processar imagens ao longo de grandes períodos de tempo, sem que fiquem cansados, entediados ou distraídos [7]. Assim, como forma de aumentar a performance da leitura simples de radiografias, mantendo a exigência a nível de número de técnicos, cria-se uma oportunidade para a Detecção Assistida por Computador [6], ou Diagnóstico Assistido por Computador (CAD¹⁰). O termo “detecção” é utilizado quando o sistema apenas regista as zonas suspeitas; o termo “diagnóstico” é utilizado num sistema com capacidade para determinar probabilidades de diagnóstico [16]. Em ambos os casos, o principal objectivo do sistema é ajudar o radiologista no diagnóstico do cancro da mama,

¹⁰ Do inglês, *Computer Aided Detection* ou *Computer Aided Diagnosis*

apenas realçando regiões suspeitas, no primeiro caso; ou contribuindo também com uma probabilidade de diagnóstico, no segundo [7].

De acordo com [8], os sistemas de CAD integram imagiologia de diagnóstico com informática, processamento de imagem, reconhecimento de padrões e tecnologias de inteligência artificial. Permitem que o radiologista faça um diagnóstico tendo, como “segunda opinião”, o resultado da análise computadorizada na detecção de lesões e possível diagnóstico. Esta comparação de resultados, segundo [16], pode ter muito a ganhar em eficiência e fidelidade se o CAD apresentar sensibilidade e especificidade elevadas. De facto, alguns autores mostraram não só que os radiologistas podem beneficiar da ajuda dos sistemas CAD – beneficiando de um aumento da sua sensibilidade, sem que se verifique um aumento substancial da taxa de pedidos de repetição de exames –, mas também que, por si só, um bom sistema CAD tem um desempenho comparável ao de um radiologista experiente. Desta forma, a utilização conjunta do CAD com o radiologista pode reduzir a taxa de falsos negativos, ou seja, a taxa à qual um radiologista considera benigna uma massa maligna [38, 39].

O procedimento habitual começa com a aquisição da imagem que é, de seguida, analisada pelo software para detectar e registar as zonas potencialmente malignas. O técnico radiologista faz a leitura habitual da imagem e compara a sua análise com o resultado do processamento do CAD. Desta forma, pode modificar, ou não, a sua avaliação inicial conforme considere que as lesões detectadas pelo CAD vêm acrescentar informação à sua análise [6].

Devido aos potenciais benefícios da tecnologia de CAD, foram desenvolvidos vários sistemas comerciais, tais como o ImageChecker®, da R2 Technologies® – que foi pioneira na utilização de CAD em mamografia quando o seu sistema foi aprovado pela FDA¹¹ para os rastreios de cancro da mama, em 1998; o SecondLook®, da ICad Systems® – que foi aprovado em 2001 pela FDA e pode ser implementado em todos os mamógrafos digitais; CAD for ERLM®, da Fuji®; entre outros [38, 40]. Os sistemas baseiam-se em diferentes algoritmos de detecção, respondendo de forma diferente a potenciais lesões presentes nas imagens [7]. Actualmente, os algoritmos de CAD apresentam uma maior sensibilidade na detecção de microcalcificações – entre 86 % e 99 % –, do que na detecção de massas – entre 75 % e 86 % [20].

O desenvolvimento de novos algoritmos para CAD de cancro da mama é uma área de pesquisa activa, particularmente no que diz respeito à detecção de sinais subtis presentes numa imagem mamográfica [38].

¹¹ Do inglês, *Food and Drug Administration*. É a entidade norte-americana responsável pela regulação de assuntos relacionados com a qualidade da alimentação e da medicina. Entre as suas funções, inclui-se o controlo de qualidade de equipamentos médicos.

Capítulo 6.

Processamento de imagem

O interesse em métodos de processamento de imagens digitais tem origem, essencialmente, em duas áreas: *optimização* da informação digital para interpretação humana e *processamento* da informação da imagem para fins de armazenamento, transmissão e reconhecimento informático [41].

Em processamento de imagem consideram-se, normalmente, três tipos de processos: *baixo nível*, *nível intermédio* e *alto nível*. O primeiro envolve operações simples – que visam reduzir ruído, melhorar o contraste e realçar detalhes – e é, por vezes, denominado por pré-processamento. Os procedimentos de baixo nível caracterizam-se por terem imagens tanto como funções de entrada, como de saída. O processamento de nível intermédio envolve tarefas como segmentação – separação de uma imagem em regiões, ou objectos – e descrição de características desses objectos, para os reduzir a uma forma conveniente ao processamento por computador. O processamento de alto nível é responsável por fazer com que os objectos retirados “façam sentido”, ou seja, interpreta-os e classifica-os, para que no seu nível mais elevado possa simular funções cognitivas, normalmente associadas à visão [41].

Uma imagem pode ser definida como uma função bidimensional, $f(x,y)$, onde x e y são coordenadas espaciais e o valor de f em cada par de coordenadas (x,y) é definido como a intensidade, ou nível de cinzento, da imagem nesse ponto. Quando x , y e os valores de intensidade de f são finitos e constituem quantidades discretas, diz-se que a imagem é uma *imagem digital*. Estes elementos são designados por píxeis¹². Desta forma, numa imagem digital $f(x,y)$, com M linhas e N colunas, a coordenada x assume os valores $0, 1, 2, \dots, M - 1$ e a coordenada y os valores $0, 1, 2, \dots, N$. Pode ser representada na forma de uma matriz, onde cada elemento representa um pixel:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 6.1}$$

O processo de formação de uma imagem digital requer que sejam tomadas decisões quanto aos valores de M e N , mas também quanto ao número de níveis de intensidade, L , da imagem, ou

¹² Em inglês, *pixel(s)*. Termo originado pela aglutinação das palavras **P**icture **E**lement**s**.

seja, aos possíveis valores de $f(x, y)$. Não existem restrições quanto ao número de linhas e de colunas, para além do facto dos seus elementos terem necessariamente que ser números inteiros. No entanto, por motivos relacionados com o armazenamento de dados digitais, o número de níveis de intensidade assume, normalmente, potências inteiras de 2:

$$L = 2^k \quad \text{Eq. 6.2}$$

Considera-se que os diferentes níveis discretos de cinzento estão igualmente espaçados e que são números inteiros pertencentes ao intervalo $[0, L - 1]$.

6.1. Histograma da imagem

Uma das formas utilizadas para ler informação de intensidade de uma imagem é pelo seu histograma. O histograma mostra o total de píxeis com determinada intensidade, para todos os níveis de cinzento da imagem e pode ser representado pela seguinte função discreta:

$$h(r_k) = n_k \quad \text{Eq. 6.3}$$

onde r_k é o k -ésimo nível de intensidade da imagem – que assume valores entre 0 e $L - 1$ – e n_k é o número de píxeis na imagem com a intensidade r_k . É frequente normalizar-se o histograma, dividindo cada um dos seus componentes pela contagem total de píxeis da imagem, dado pelo produto de M por N [41].

$$p(r_k) = \frac{h(r_k)}{MN} \quad \text{Eq. 6.4}$$

Desta forma, cada elemento do histograma representa a probabilidade de ocorrência da intensidade r_k na imagem.

Na Figura 6.1 são mostradas quatro imagens que diferem em brilho e contraste e o respectivo histograma. O eixo horizontal de cada histograma corresponde aos níveis de intensidade e o eixo vertical à sua probabilidade de ocorrência.

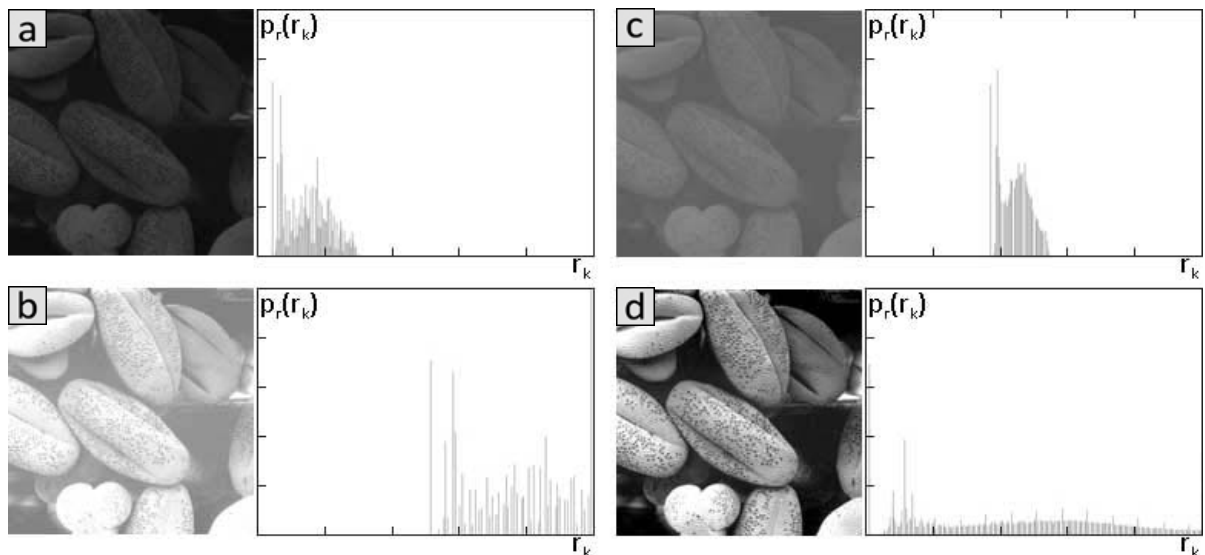


Figura 6.1 – Quatro tipos básicos de imagem e respectivos histogramas: (a) escura; (b) ba; (c) baixo contraste; (d) alto contraste. Adaptado de [41]

Em relação à imagem (a), é possível verificar que os elementos do histograma estão concentrados na zona escura, ou seja do seu lado esquerdo. Por outro lado, os elementos do histograma da imagem (b) estão mais concentrados do lado direito, ou seja, traduzem o alto brilho da imagem. Numa imagem com baixo contraste é difícil distinguir píxeis com diferentes intensidades, ou seja, o seu histograma é estreito – Figura 6.1 (c). Finalmente, é possível verificar que os elementos do histograma da imagem de (d) estão distribuídos ao longo de toda a gama de intensidades da imagem, o que é representativo de uma imagem de alto contraste. De facto, numa imagem em que os seus píxeis tendem a ocupar todos os níveis de intensidade, de forma aproximadamente uniforme, todas as estruturas presentes são bem visíveis.

6.2. Transformações de intensidade

A partir do momento em que se tem uma imagem digital, ou seja, uma imagem dividida em píxeis com intensidades quantizadas, podem realizar-se múltiplas operações. As mais simples, denominadas transformações de intensidade, consistem em alterar o valor de cada pixel em função da sua intensidade. Este tipo de processo pode ser representado por uma função de transformação, T , da forma:

$$s = T(z) \quad \text{Eq. 6.5}$$

onde z representa a intensidade de um pixel na imagem original e s é a intensidade do pixel correspondente, resultante da transformação. Este tipo de operação utiliza-se para efectuar

operações básicas nas imagens, tais como manipulação de brilho e contraste e obtenção do seu negativo [41].

Por exemplo, o brilho de uma imagem é alterado com a seguinte transformação:

$$s = z + B \quad \text{Eq. 6.6}$$

onde B é a constante que permite aumentar, $B > 0$, ou diminuir, $B < 0$, o brilho de cada pixel de uma imagem. Esta transformação permite que a imagem fique mais clara ou mais escura.

Outros exemplos de transformações de intensidade numa imagem digital, com L níveis de intensidade, encontram-se resumidos na Tabela 4.

Denominação	Expressão	Condições
Manipulação linear de contraste	$s = z \cdot C$	$C > 0$
Negativo	$s = L - 1 - z$	
Correcção “gamma”	$s = c \cdot z^\gamma$	$c \in \mathbb{R}, \quad \gamma > 0$
Logaritmo	$s = c \cdot \log(1 + z)$	$c \in \mathbb{R}$
Binarização	$s = \begin{cases} 0, & z < t \\ L - 1, & z \geq t \end{cases}$	$t \in [0, 1, \dots, L - 1]$

Tabela 4 – Exemplos de transformações de intensidade sobre píxeis.

6.3. Operações de vizinhança

Para além das transformações de intensidade, nas quais o valor do pixel de saída apenas depende do valor do pixel correspondente na imagem de entrada, também se podem efectuar operações de vizinhança.

Um pixel, p , de coordenadas (x, y) tem dois vizinhos horizontais e dois vizinhos verticais, cujas coordenadas são dadas por:

$$(x + 1, y), (x - 1, y), (x, y + 1), (x, y - 1)$$

A este conjunto de píxeis dá-se o nome de *vizinhança a 4* de p , onde cada pixel dista uma unidade de (x, y) .

Os quatro vizinhos diagonais de p têm as coordenadas

$$(x + 1, y + 1), (x + 1, y - 1), (x - 1, y + 1), (x - 1, y - 1)$$

e, em conjunto com a vizinhança a 4, formam a *vizinhança a 8* do pixel p .

De acordo com as aplicações desejadas, e para além dos exemplos anteriores, outros tipos de vizinhança podem ser considerados, conforme os exemplos da Figura 6.2.

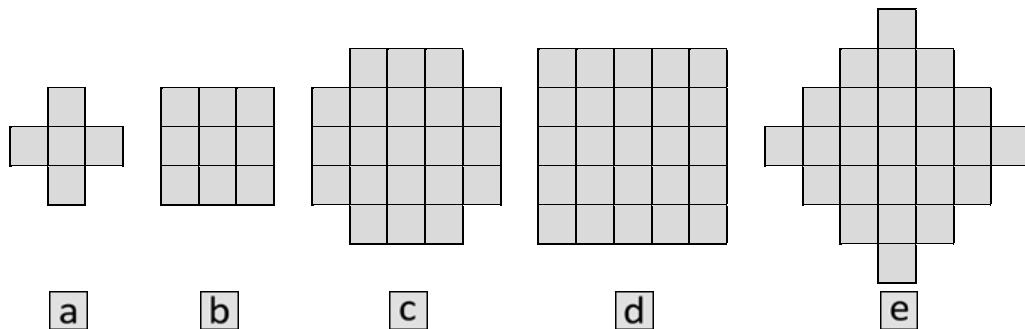


Figura 6.2 – Exemplos de vizinhanças: (a) Vizinhança a 4; (b) Vizinhança a 8, ou em quadrado 3x3; (c) Vizinhança octogonal com 21 píxeis; (d) Vizinhança em quadrado 5x5; (e) Vizinhança em losango com 25 píxeis.

Seja V_{xy} o conjunto de coordenadas de uma vizinhança centrada em (x, y) . Uma operação de vizinhança gera um pixel com coordenadas (x, y) na nova imagem, de tal forma que o seu valor é determinado por uma operação envolvendo os píxeis da imagem de entrada com coordenadas V_{xy} .

Este tipo de operações permite, muitas vezes, aceitar ou rejeitar determinadas frequências, podendo portanto ser denominadas por *filtros*. Para serem utilizados é necessário que se defina uma vizinhança – tipicamente um pequeno rectângulo – e uma operação que é realizada tendo em conta os píxeis dessa vizinhança. A aplicação do filtro origina um novo pixel, de coordenadas iguais às do centro da vizinhança, cujo valor é dado pela operação escolhida.

No caso dos *filtros lineares*, a operação é dada por uma vizinhança — com m linhas e n colunas —, em conjunto com uma determinada ponderação, $w(x, y)$, atribuída a cada elemento da vizinhança – Figura 6.3. A este conjunto dá-se o nome de máscara¹³:

¹³ Ou filtro de convolução, máscara de convolução, *kernel*, ou *kernel* de convolução.

$w(-1, 1)$	$w(0, 1)$	$w(1, 1)$
$w(-1, 0)$	$w(0, 0)$	$w(1, 0)$
$w(-1, -1)$	$w(0, -1)$	$w(1, -1)$

Figura 6.3 – Máscara em quadrado 3x3, com ponderações dadas por $w(x, y)$

e a nova imagem, $g(x, y)$, é dada pela convolução da imagem de entrada, $f(x, y)$, com a máscara, $w(x, y)$:

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes w(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x + s, y + t) \quad \text{Eq. 6.7}$$

onde $a = \frac{(m-1)}{2}$ e $b = \frac{(n-1)}{2}$ estão relacionados com o tamanho da máscara.

Consoante as ponderações da máscara, o filtro poderá ser do tipo *passa-baixo* ou *passa-alto*. Os do primeiro tipo podem ser utilizados para remover ou disfarçar pequenos detalhes na imagem, como o ruído; os segundos realçam as transições rápidas na imagem, como, por exemplo, os contornos de objectos.

$\frac{1}{9} \times$	1	1	1
	1	1	1
	1	1	1
a			

$\frac{1}{16} \times$	1	2	1
	2	4	2
	1	2	1
b			

Figura 6.4 – Dois exemplos de máscaras utilizadas em filtros *média*: (a) *média simples*; (b) *média ponderada*.

Na Figura 6.4 estão duas máscaras utilizadas em *filtros média*. Substituir o valor de cada pixel pela média de intensidades de uma vizinhança resulta numa imagem com as altas frequências atenuadas, ou seja, com as transições rápidas reduzidas. Dado que o ruído aleatório se caracteriza, tipicamente, por este tipo de transições, uma aplicação óbvia dos filtros média é a redução de ruído. Contudo, os contornos (que são, na maior parte das vezes, desejáveis na imagem) também são caracterizados por altas frequências, pelo que também serão atenuados – Figura 6.5. As máscaras utilizadas neste tipo de filtros podem variar e, na Figura 6.4, são mostrados dois exemplos. A máscara (a) representa uma média simples dos níveis de intensidade de uma vizinhança de 3×3 . A máscara (b) representa uma

média ponderada, ou seja, a contribuição dos píxeis vizinhos tem um peso diferente conforme estejam mais perto – maior –, ou mais longe – menor – do pixel central. Os efeitos da aplicação deste tipo de filtros podem ser observados na Figura 6.5, onde é possível notar uma atenuação dos contornos e também uma redução de ruído.

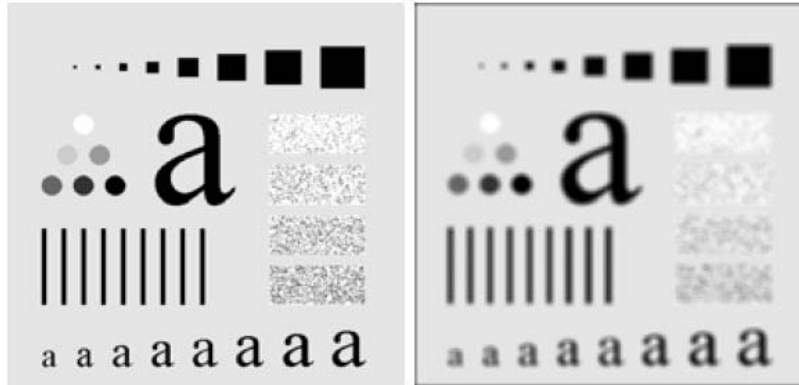


Figura 6.5 – Resultado da aplicação de um filtro *média* simples, com uma máscara quadrada de $m = 9$ [41].

Os filtros passa-alto têm a principal função de realçar as transições rápidas de intensidade. A amplitude da resposta do filtro é proporcional ao grau de descontinuidade no ponto da imagem no qual o operador está a ser aplicado. Por serem sensíveis a transições de intensidade, estes filtros baseiam-se em derivadas, tanto de primeira como de segunda ordem. Dado que estas derivadas lidam com quantidades digitais, cujos valores são finitos, a mudança máxima de intensidade também será finita e a distância mais curta, segundo a qual uma mudança é medida, ocorre entre píxeis adjacentes [41].

Define-se a derivada de primeira ordem de uma função digital unidimensional, $f(x)$ por:

$$\frac{df}{dx} = f(x + 1) - f(x) \quad \text{Eq. 6.8}$$

e derivada de segunda ordem por:

$$\frac{d^2f}{dx^2} = f(x + 1) + f(x - 1) - 2f(x) \quad \text{Eq. 6.9}$$

Para ilustrar o comportamento destas expressões considere-se o exemplo da Figura 6.6, onde, no centro, consta um perfil de intensidades de uma imagem ao longo de uma linha, cujos valores são mostrados no gráfico superior da Figura 6.6. Os círculos indicam o início e o fim das transições. Os valores das derivadas calculadas utilizando as expressões acima são mostrados abaixo do perfil, na zona central da imagem, e mostrados no gráfico inferior da mesma figura.

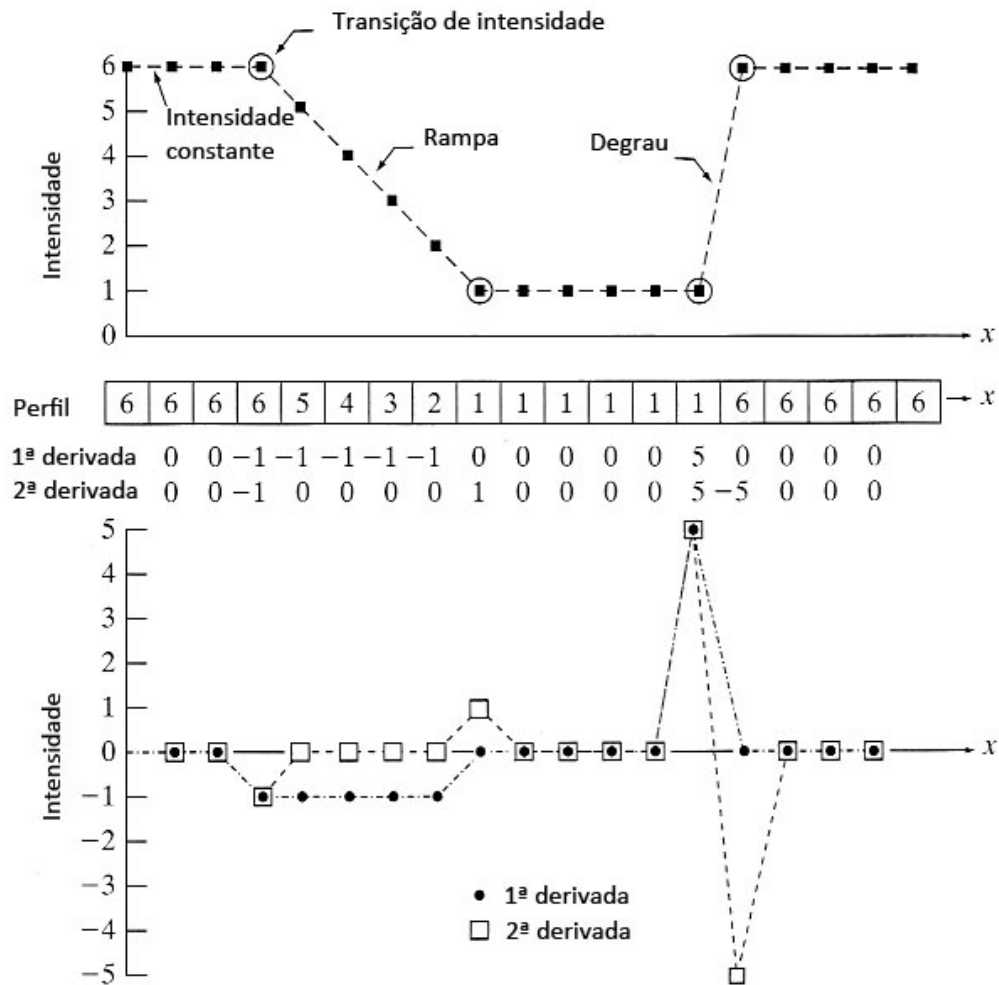


Figura 6.6 – Comportamento da primeira e segunda derivadas de uma função digital unidimensional. Adaptado de [41].

A primeira área de análise é uma zona de intensidade constante, pelo que ambas as derivadas apresentam valor zero. Depois vem uma rampa seguida de um degrau e é possível verificar que a primeira derivada tem valor diferente de zero no início e ao longo da rampa, bem como no início do degrau; a segunda derivada assume valores diferentes de zero apenas no início e fim das transições, ou seja, nos elementos marcados com um círculo.

Os contornos nas imagens digitais têm, frequentemente, transições em rampa, pelo que a aplicação da primeira derivada resulta em contornos largos, por ter um valor diferente de zero ao longo da rampa. Por outro lado, a segunda derivada produz um contorno duplo de um pixel de largura, separado de zeros. Desta forma, assume-se que a segunda derivada realça os detalhes melhor que a primeira [41], pelo que é adequada para melhorar a nitidez das imagens digitais. Também são computacionalmente mais fáceis de implementar do que as primeiras derivadas.

O *Laplaciano* é um exemplo de um operador de segunda derivada que é dado por

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad \text{Eq. 6.10}$$

onde

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y) \quad \text{Eq. 6.11}$$

e

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y) \quad \text{Eq. 6.12}$$

Desta forma, das expressões anteriores, vem que:

$$\nabla^2 f(x, y) = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y) \quad \text{Eq. 6.13}$$

Esta equação pode ser implementada com recurso à máscara da Figura 6.7.

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

Figura 6.7 – Máscara associada à implementação da Eq. 6.13

As diagonais também podem ser incorporadas na definição de *Laplaciano* digital adicionando, à Eq. 6.13, as parcelas correspondentes a essas direcções, o que resulta na seguinte máscara (Figura 6.8):

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

Figura 6.8 – Máscara associada à implementação da extensão do *Laplaciano* aos termos diagonais

Como o *Laplaciano* é um operador diferencial (de segunda ordem) vai realçar descontinuidades de intensidade numa imagem e atenuar regiões com reduzidas variações de intensidade. Desta forma, vai produzir imagens com contornos e outras descontinuidades em tons de cinzento, sobrepostos a um fundo escuro. Este fundo pode ser recuperado, mantendo o realce dos detalhes, adicionando a imagem resultante do *Laplaciano* à original – Figura 6.9.

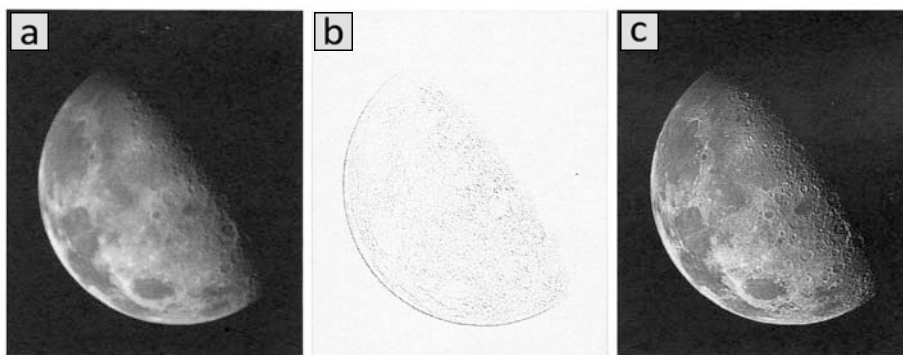


Figura 6.9 – Exemplo de realce de contornos utilizando o *Laplaciano*. (a) imagem original; (b) resultado da aplicação do operador (com escala de cores invertida); (c) adição das duas imagens anteriores [41].

6.4. Transformada de Fourier

Por vezes, uma análise em frequência fornece mais informação do que uma análise no domínio espacial, tornando-se útil trabalhar directamente sobre as frequências da imagem. Para tal, é necessário transformar a imagem, isto é, mudar-lhe o domínio.

Jean Baptiste Joseph Fourier mostrou que qualquer função periódica pode ser descrita como uma soma ponderada de senos e co-senos de diferentes frequências – Figura 6.10. Hoje em dia, este somatório tem o nome de *Série de Fourier* [41].

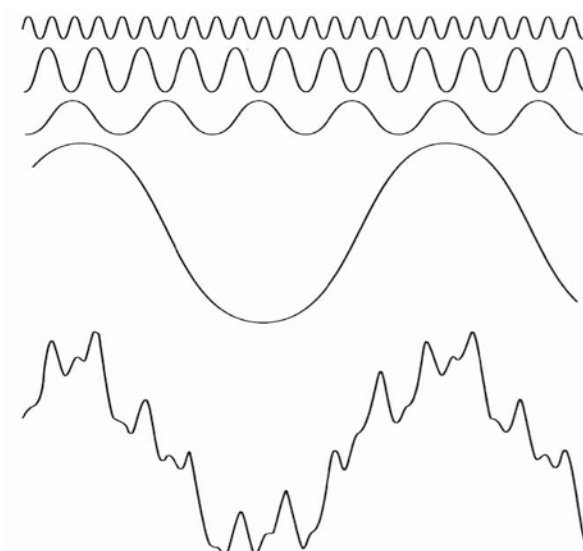


Figura 6.10 – Série de Fourier: a última função é dada pela soma das quatro anteriores [41].

Até funções que não são periódicas, mas cuja área sobre a curva seja finita, podem ser dadas por um integral de senos e co-senos, multiplicados por uma função de ponderação. Neste caso temos a

formulação da *transformada de Fourier*. Para sinais digitais existe a *Transformada Discreta de Fourier*, que é calculada pela *Transformada Rápida de Fourier* (FFT¹⁴) – um algoritmo eficiente para decompor um sinal nas suas componentes em frequência – e é dada por:

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})} \quad \text{Eq. 6.14}$$

onde $f(x, y)$ é uma imagem digital de tamanho $M \times N$, e u e v são as variáveis do domínio da frequência.

A aplicação de filtros no domínio das frequências consiste na modificação da transformada de Fourier de uma imagem seguida do cálculo da sua inversa, para reconstruir a imagem processada. Assim dada uma imagem digital, $f(x, y)$, a equação básica para a aplicação de um filtro é dada por:

$$g(x, y) = \mathcal{F}^{-1}[H(u, v)F(u, v)] \quad \text{Eq. 6.15}$$

onde \mathcal{F}^{-1} é a inversa da transformada discreta de Fourier, $F(u, v)$ é a transformada da imagem de entrada, $f(x, y)$, $H(u, v)$ é o filtro e $g(x, y)$ a imagem resultante da aplicação do filtro no espaço de Fourier. As funções F , H e g são vectores de tamanho $M \times N$, o mesmo que o da imagem original. O produto de H por F é calculado utilizando multiplicação de vectores *elemento por elemento*, dado por:

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11}b_{11} & a_{12}b_{12} \\ a_{21}b_{21} & a_{22}b_{22} \end{bmatrix} \quad \text{Eq. 6.16}$$

O filtro modifica a transformada da imagem de entrada, ou seja, actua sobre as suas componentes de frequência, para produzir a imagem de saída, $g(x, y)$.

6.5. Operações morfológicas

As operações morfológicas são uma ferramenta utilizada em técnicas de pós-processamento, para efectuar alterações na forma dos objectos da imagem, mas também na representação e descrição de estruturas. O resultado final da aplicação de uma operação morfológica pode ser uma imagem processada, ou uma medida sobre um determinado objecto da imagem – um perímetro, por exemplo –, ou seja, um valor [41].

¹⁴ Do inglês, *Fast Fourier Transform*

Os conceitos de reflexão e translação – Figura 6.11 – são bastante úteis na aplicação de operações morfológicas, pelo que se segue a sua definição.

A reflexão de um conjunto B , representada por \hat{B} , é definida como:

$$\hat{B} = \{w: w = -b, \quad b \in B\} \quad \text{Eq. 6.17}$$

Se B é um conjunto de píxeis que representa um objecto numa imagem, então \hat{B} é o conjunto de pontos de B cujas coordenadas (x, y) foram substituídas por $(-x, -y)$.

A translação de um conjunto B por um ponto $z = (z_1, z_2)$, representada por $(B)_z$, é definida como:

$$(B)_z = \{w: w = b + z, \quad b \in B\} \quad \text{Eq. 6.18}$$

Se B é um conjunto de píxeis que representa um objecto numa imagem, então $(B)_z$ é o conjunto dos pontos de B cujas coordenadas (x, y) foram substituídas por $(x + z_1, y + z_2)$.

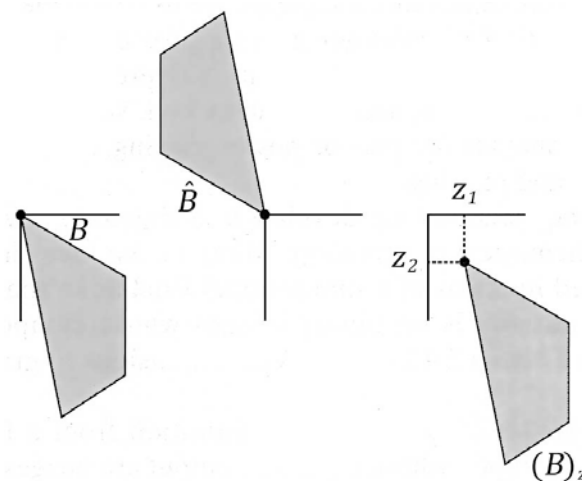


Figura 6.11 – Um conjunto, a sua reflexão e translação por z [41].

Estas definições são bastante utilizadas na formulação das operações morfológicas, que são baseadas em elementos estruturais: pequenos conjuntos de píxeis, ou sub-imagens, utilizados para pesquisar numa imagem determinadas propriedades de interesse. A Figura 6.12 mostra alguns exemplos de elementos estruturais onde, a sombreado, aparecem os píxeis pertencentes a estes elementos e a sua origem é dada pelo ponto central.

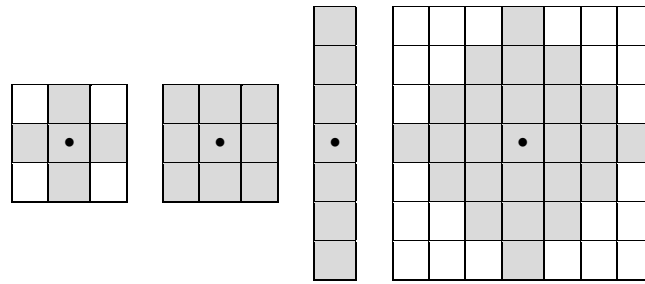


Figura 6.12 – Exemplos de elementos estruturais

As operações morfológicas fundamentais são a *erosão* e a *dilatação*, dado que constituem a base de muitas outras.

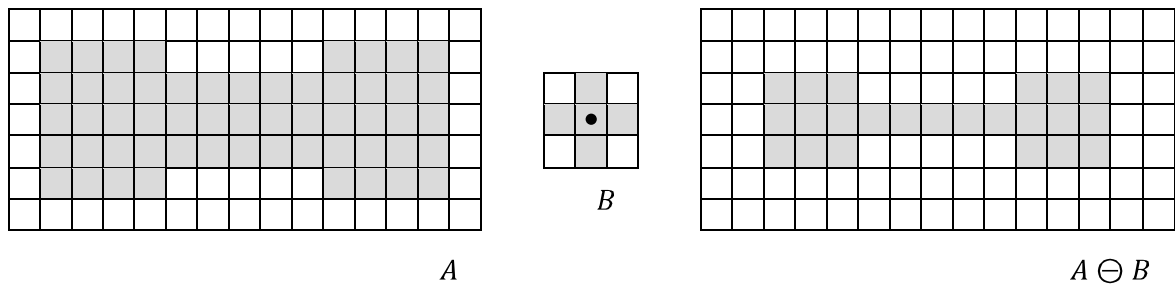
Com A e B dois conjuntos de píxeis, a erosão de A por B , $A \ominus B$, é definida por:

$$A \ominus B = \{z: (B)_z \subseteq A\} \quad \text{Eq. 6.19}$$

A equação indica que a erosão de A por B é o conjunto de todos os píxeis z , tais que, B transladado de z , está contido em A – Figura 6.13. Assume-se que o conjunto B é um elemento estrutural. Dado que B estar contido em A é equivalente a dizer que B não partilha elementos com o fundo, a erosão pode ser dada, alternativamente, por:

$$A \ominus B = \{z: (B)_z \cap A^c = \emptyset\} \quad \text{Eq. 6.20}$$

onde A^c é o complementar de A .


 Figura 6.13 – Erosão de A pelo elemento estrutural B

Se A e B são conjuntos de píxeis, a dilatação de A por B , $A \oplus B$, é definida como:

$$A \oplus B = \{z: (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad \text{Eq. 6.21}$$

Ou seja, a dilatação de A por B é o conjunto de todos os píxeis tais que fazem com que \hat{B} e A se sobreponham por, pelo menos, um pixel. Esta definição pode ser escrita, de forma equivalente, por:

$$A \oplus B = \{z: [(\hat{B})_z \cap A] \subseteq A\} \quad \text{Eq. 6.22}$$

Tal como no caso anterior, assume-se que B é um elemento estrutural e A é o conjunto a ser dilatado.

Ao contrário da erosão, que é um processo de “emagrecimento”, a dilatação aumenta objectos numa imagem binária. A forma como este aumento ocorre é controlada pelo elemento estrutural utilizado.

Uma das aplicações da dilatação consiste no preenchimento de “falhas” de uma imagem. Na Figura 6.14 pode observar-se um excerto de um texto cujos caracteres não estão bem definidos, por apresentarem falhas nos seus contornos; um elemento estrutural em cruz, de dimensão 3x3; e o resultado da operação de dilatação sobre a imagem original, utilizando o elemento estrutural indicado, onde é possível verificar que as falhas foram preenchidas.

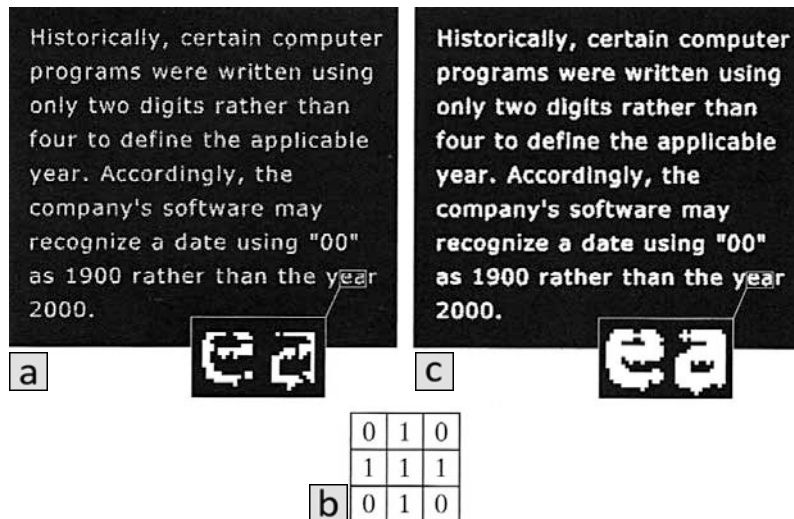


Figura 6.14 – (a) Exemplo de texto com pouca resolução, com caracteres “partidos”; (b) elemento estrutural; (c) caracteres unidos devido à dilatação da imagem original pelo elemento estrutural indicado [41].

Tal como é possível verificar, a dilatação expande os objectos e a erosão encolhe-os. Outras duas operações que utilizam a dilatação e a erosão são a *abertura* e o *fecho*.

O fecho de A pelo elemento estrutural B , $A \cdot B$, é dado pela dilatação de A por B , seguido de erosão por B :

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \quad \text{Eq. 6.23}$$

A abertura de A pelo elemento estrutural B , $A \circ B$, é definida pela erosão de A por B , seguida de dilatação por B :

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad \text{Eq. 6.24}$$

A abertura está ilustrada na Figura 6.15, onde é possível verificar que o objectivo da sua aplicação passa por manter as estruturas que se ajustam ao elemento estrutural e eliminar as restantes.

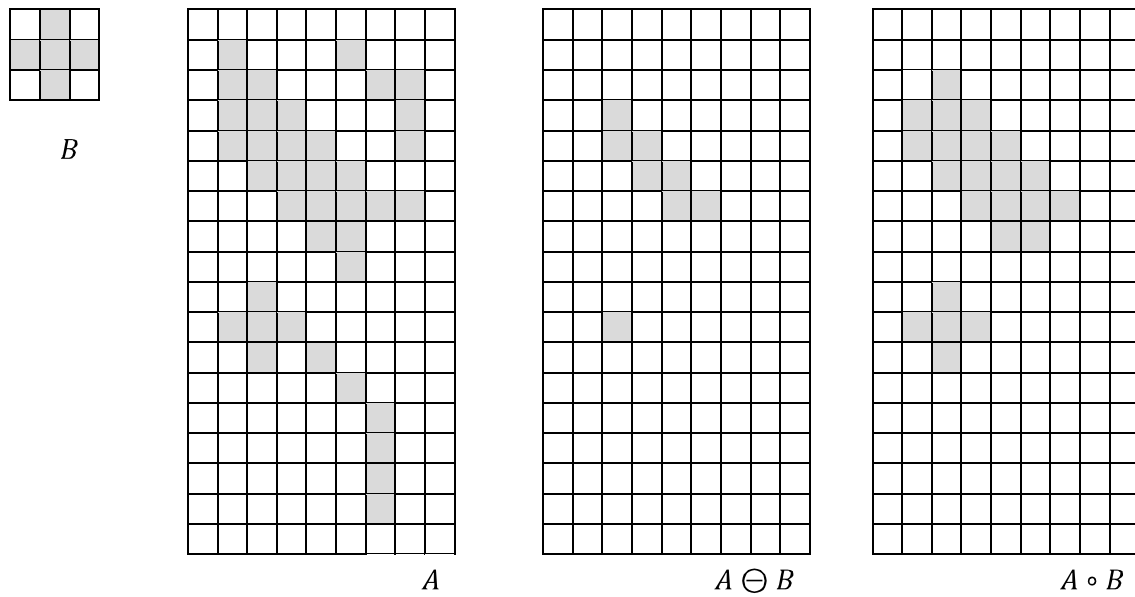


Figura 6.15 – Abertura de A por B

Capítulo 7.

Detecção de microcalcificações

No presente capítulo pretende-se descrever os métodos utilizados na detecção de microcalcificações em imagens de mamografia digital. Foram utilizadas 110 imagens de treino anónimas, pertencentes a 14 pacientes, cedidas pela Dr.^a Margarida Pereira, médica no IRE – Centro de Senologia. As imagens foram fornecidas em formato *DICOM*¹⁵ e com uma resolução de 1914x2294 píxeis.

Dada a sua natureza, as microcalcificações destacam-se numa mamografia pelo seu brilho e forma. Aparecem como pequenos pontos brilhantes, muito bem definidos, que se destacam do tecido mamário – Figura 7.1.

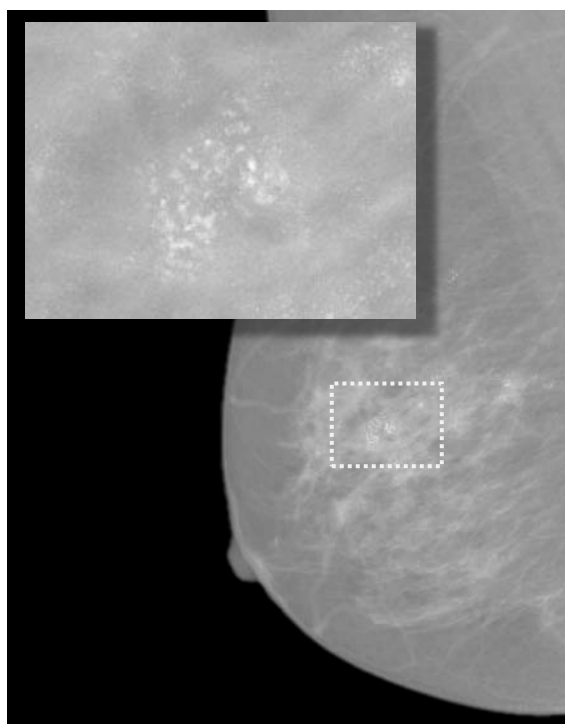


Figura 7.1 – Exemplo de uma mamografia com presença de microcalcificações

O procedimento de detecção de microcalcificações proposto visa aproveitar as características distintas das microcalcificações em relação ao tecido envolvente para as conseguir isolar e extrair da imagem. Apresenta-se na Figura 7.2, em esquema, o algoritmo desenvolvido:

¹⁵ O formato *DICOM* (do inglês, *Digital Imaging Communications in Medicine*) foi criado com a finalidade de padronizar a formatação dos vários tipos de imagem médica e possui uma série de regras que permitem a troca de informação entre diferentes equipamentos de diagnóstico, armazenamento e formação de imagens.

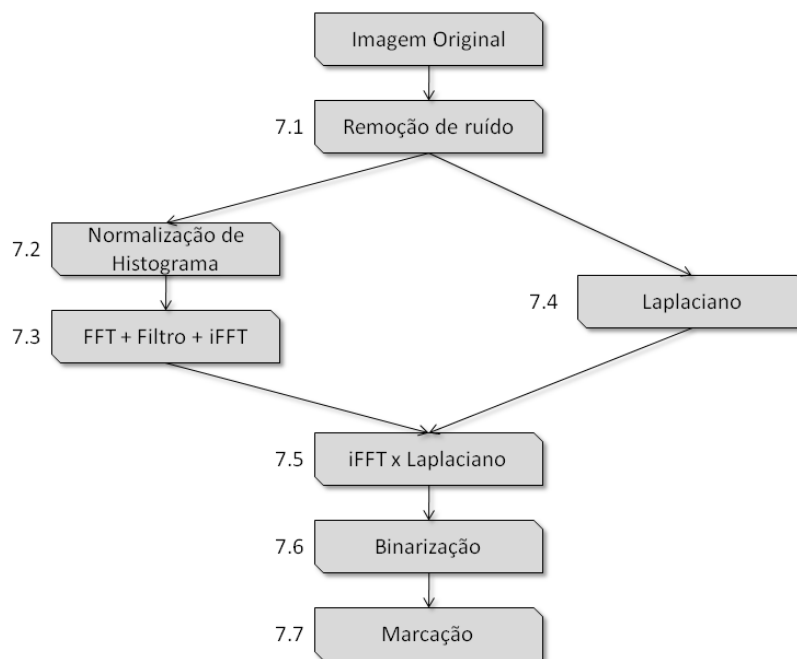


Figura 7.2 – Esquema do algoritmo desenvolvido para a detecção de microcalcificações

O procedimento tem início em 7.1, com a aplicação de um filtro de remoção de ruído para atenuar transições bruscas de intensidade que possam ocorrer entre píxeis adjacentes.

De seguida, a estrutura apresentada assume uma disposição em paralelo que permite efectuar dois tratamentos distintos às imagens de entrada. De um dos lados do esquema proposto, o contraste das imagens é melhorado com uma normalização dos seus histogramas – 7.2. Após o aumento de contraste, é realizada uma transformação que converte o domínio das imagens para o espaço de Fourier – 7.3 –, onde é aplicado um filtro passa-banda com o objectivo de realçar as microcalcificações em relação ao tecido adjacente. Em paralelo, as imagens são filtradas em 7.4, pelo laplaciano, que é um filtro passa-alto cuja intenção de aplicação também passa por realçar as microcalcificações.

Os algoritmos que aparecem em paralelo visam atingir os mesmos objectivos, mas utilizam métodos diferentes para o conseguir. Desta forma, através de uma multiplicação de imagens, o método 7.5 visa realçar os resultados comuns a ambos os algoritmos e atenuar os restantes.

O método 7.6 consiste na aplicação de um limiar de detecção às imagens para as converter para imagens a preto e branco. A branco ficam representadas as estruturas segmentadas pelo algoritmo, e a preto as estruturas não consideradas.

Em 7.7 sobrepõe-se a imagem segmentada, obtida em 7.6, à imagem que se obtém em 7.2. Este procedimento permite assinalar, numa imagem com bom contraste, as detecções conseguidas com o método descrito e, desta forma, avaliar o seu desempenho.

7.1. Remoção de ruído

O primeiro passo do processamento das imagens passou por uma atenuação do ruído presente, típico dos detectores digitais. Este ruído é aleatório e pode assumir valores muito altos ou muito baixos ao longo de cada imagem, o que pode comprometer o sucesso da detecção das altas frequências características das microcalcificações.

A atenuação do ruído passou pela aplicação de um filtro do tipo passa-baixo ao longo da imagem, cuja máscara é dada por:

$$\frac{1}{15} \times \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline 2 & 3 & 2 \\ \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline \end{array}$$

Figura 7.3 – máscara 3x3 de um filtro do tipo média ponderada

Os valores dos elementos da máscara foram atribuídos em função da distância ao pixel central e são tanto menores quanto maior for a sua distância ao pixel central. Desta forma, este filtro provoca um esbatimento da imagem não tão acentuado como se fosse um filtro do tipo média simples – preservando ainda muitos detalhes importantes – mas também atenua o ruído. A escolha da dimensão da máscara também foi influenciada pelo desejo de preservar os detalhes da imagem, dado que quanto maior for a sua dimensão, maior é o esbatimento provocado pela passagem do filtro.

Devido ao seu reduzido efeito e à resolução de impressão desta dissertação, o resultado da aplicação do filtro não é visível com uma comparação de imagens (antes e após a passagem do filtro), pelo que se apresenta a imagem original – Figura 7.4 (a) – e a diferença entre a imagem original e a imagem filtrada – Figura 7.4 (b). A operação é dada por

$$I_D = I_O - I_F \quad \text{Eq. 7.1}$$

onde I_D é a imagem da diferença, I_O a imagem original e I_F a imagem filtrada. Desta operação resulta uma imagem constituída por píxeis negativos, positivos ou de valor nulo. Através da Eq. 7.1, verifica-se que zonas da imagem original mais intensas do que a imagem filtrada resultam em píxeis positivos; zonas de igual intensidade entre as duas imagens resultam no valor zero; píxeis da imagem original menos intensos do que píxeis da imagem filtrada resultam em valores negativos. Assim, na imagem da diferença, o valor zero é mostrado numa tonalidade intermédia de cinzento; os valores

negativos assumem tonalidades mais escuras, até ao preto; e os valores positivos são representados por tons mais claros, até ao branco.

Como se pode verificar na Figura 7.4, o filtro não provocou alterações significativas à imagem original. A escala da imagem (b) mostra os valores entre os quais houve alterações. Houve aumentos máximos de 3 níveis de intensidade e diminuições máximas de 8 níveis de intensidade.

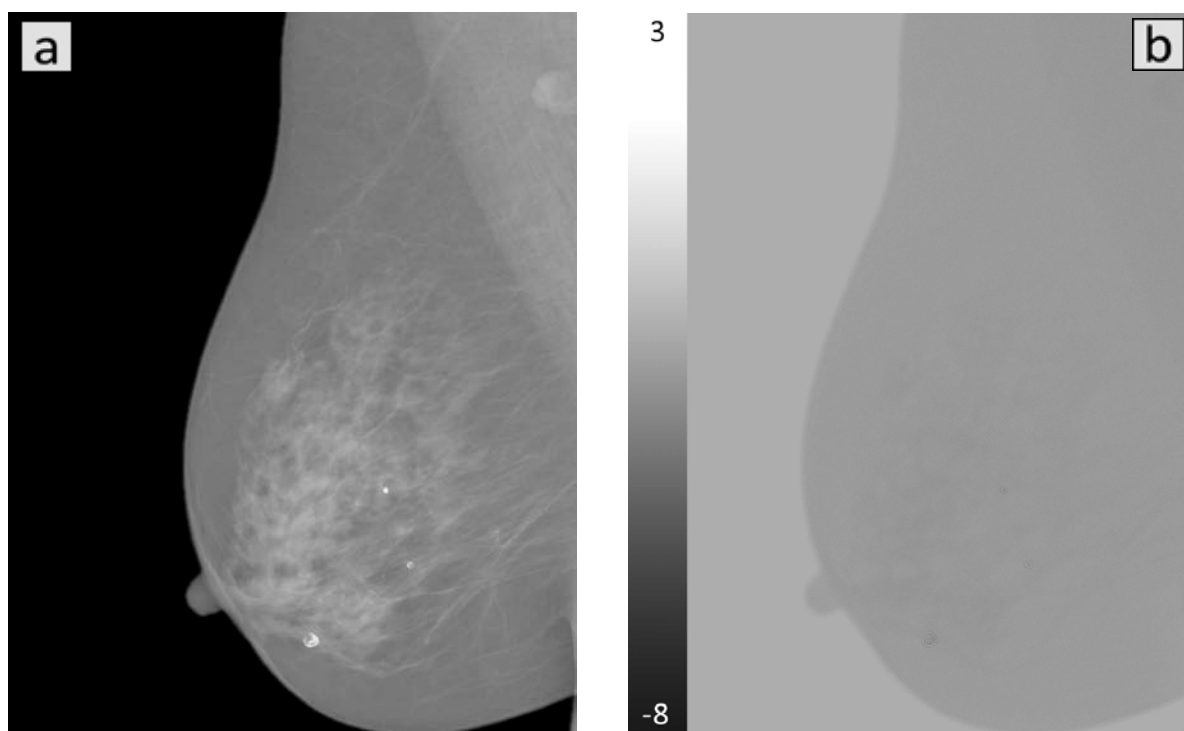


Figura 7.4 – resultado da aplicação de um filtro de remoção de ruído: (a) imagem filtrada; (b) diferença entre a imagem original e a filtrada.

Na zona da imagem que não corresponde à mama, as diferenças são mínimas, pelo que se obtém a tonalidade de cinzento equivalente a zero. A zona da imagem que contém a mama assume valores ao longo de toda a escala, ilustrando o efeito da passagem do filtro.

7.2. Normalização do histograma

Conforme já foi referido, o histograma de uma imagem fornece informação relativa à distribuição de intensidade dos seus píxeis. Na Figura 7.5 é mostrado o histograma da Figura 7.4 (a), onde foram eliminadas as contagens relativas ao nível de intensidade mais baixo, r_0 , para permitir a visualização dos detalhes de interesse.

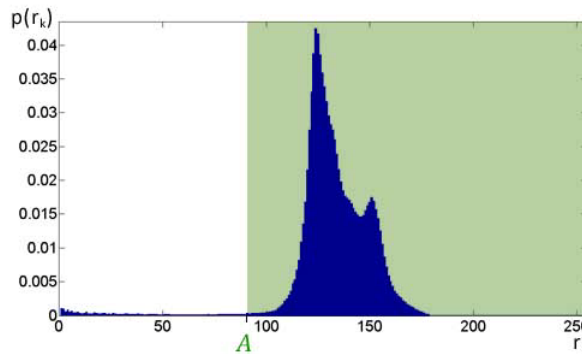


Figura 7.5 – Histograma da Figura 7.4(a), com a zona de interesse marcada a sombreado verde.

Como é possível verificar, a maior parte da informação está concentrada numa gama estreita de intensidades, aproximadamente entre os níveis de intensidade correspondentes aos valores 100 e 180. Optou-se que a zona de interesse fosse constituída por todos os níveis de intensidade com valores superiores a A (zona sombreada a verde na Figura 7.5). Este valor é determinado automaticamente, tem frequência relativa de 0.5 % do valor máximo do histograma e encontra-se à sua esquerda.

A normalização do histograma “estica” a zona escolhida ao longo de todos os níveis de intensidade, com o objectivo de aproveitar todas as tonalidades de cinzento disponíveis para mostrar a informação pretendida e, assim, aumentar o contraste entre estruturas.

Com esta operação, a todos os píxeis pertencentes ao conjunto $[0; A]$ é atribuído o valor zero, sendo eliminada a diferenciação entre eles. Contudo, dado que este conjunto representa uma reduzida fracção de toda a quantidade de informação e é constituído por píxeis de baixa intensidade, este corte não representa um problema. Por outro lado, a zona de interesse não pode situar-se apenas na grande “mancha” azul do histograma, devendo prolongar-se até ao final do espectro, dado que é esta zona que contém a informação relativa à presença de microcalcificações.

A imagem normalizada, I_N , é dada por:

$$I_N = \frac{I_0 - A}{MAX - A} \times MAX \quad \text{Eq. 7.2}$$

onde I_0 é a imagem de entrada, A é o ponto que marca o início da zona de interesse e MAX é a intensidade máxima de I_0 .

A imagem, depois de normalizada, passa a ter o histograma representado na Figura 7.6.

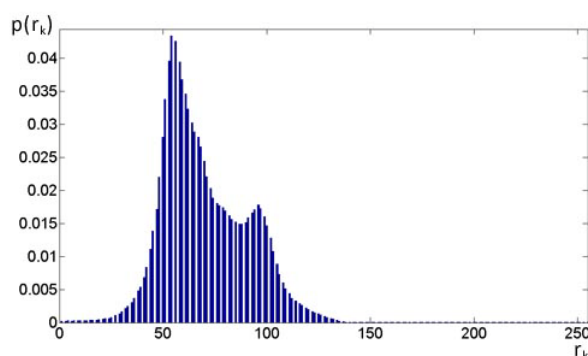


Figura 7.6 – Normalização do histograma da Figura 7.5

A normalização do histograma da Figura 7.5 resulta numa redistribuição dos píxeis da zona de interesse ao longo de toda a gama de intensidade. Esta redistribuição vai aumentar a distância entre os níveis de intensidade da zona da Figura 7.5 sombreada a verde, ou seja, vai melhorar o contraste entre eles, promovendo uma maior diferenciação entre estruturas do tecido mamário. Os efeitos da normalização na imagem podem ser observados na Figura 7.7.

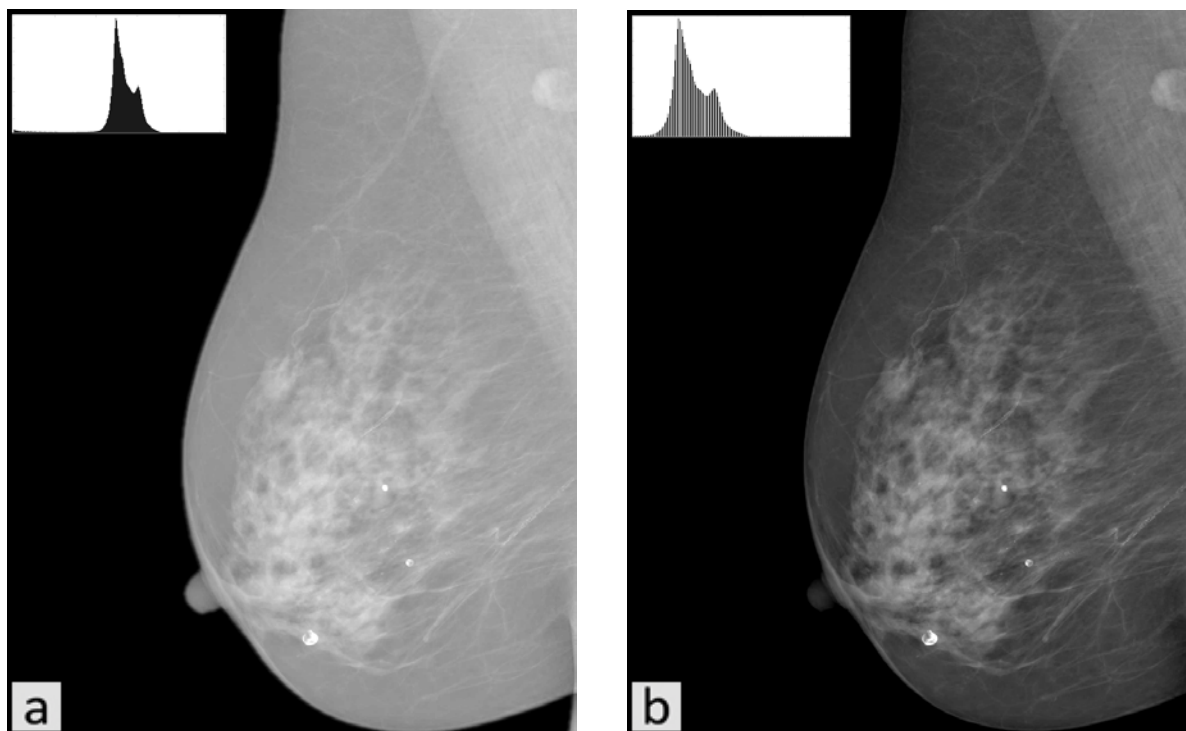


Figura 7.7 – Normalização de histograma: (a) imagem original; (b) imagem com o histograma normalizado.

Com a maior separação entre os níveis de intensidade da imagem, facilitou-se a diferenciação entre estruturas mamárias. Na Figura 7.7 (b), verifica-se que a diferença de intensidade entre o tecido mamário e as calcificações é mais acentuada; a zona glandular também aparece mais destacada do restante tecido mamário.

7.3. Transformada de Fourier

Neste trabalho utilizou-se a transformada de Fourier com o intuito de filtrar imagens no domínio da frequência. Este passo oferece alguns graus de liberdade, no sentido em que se pode escolher as frequências de corte mais adequadas.

O primeiro passo consiste na conversão da imagem para o espaço de Fourier, ou seja, para o domínio da frequência. Esta conversão foi realizada com recurso à FFT e o resultado está ilustrado no espectro da Figura 7.8. Esta transformação coloca as frequências mais baixas no centro e as mais elevadas na periferia. Para facilitar a visualização, apresenta-se o logaritmo do espectro, obtido segundo a expressão do logaritmo presente na Tabela 4, pág. 34.

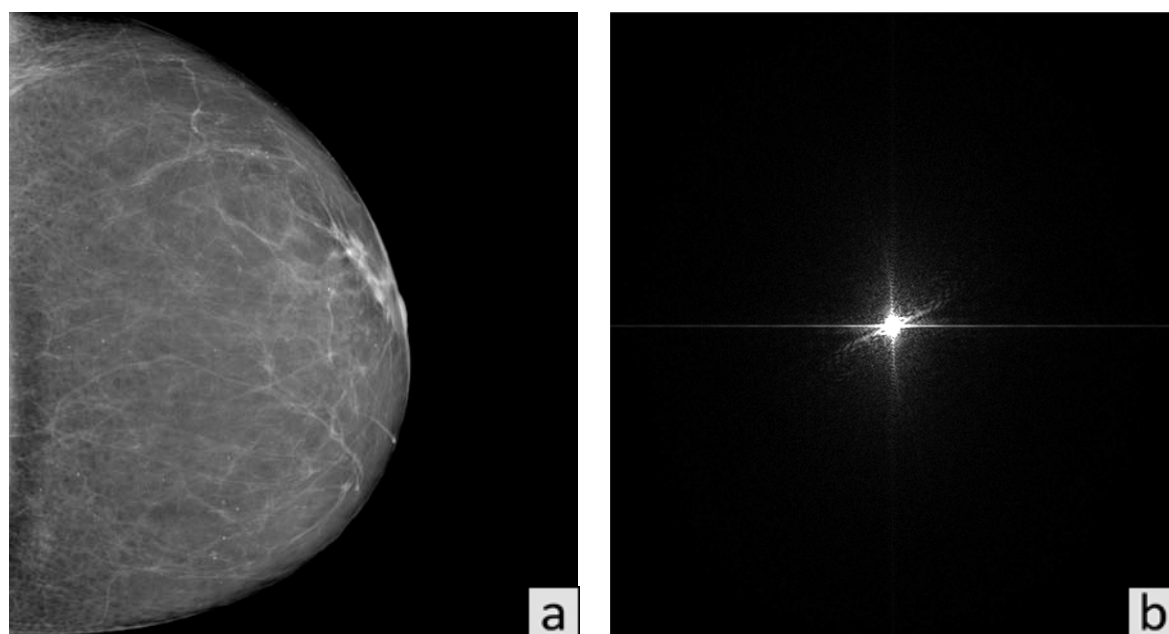


Figura 7.8 – (a) Imagem original; (b) Logaritmo do espectro de Fourier da imagem original.

Seguidamente pretende-se seleccionar uma gama de frequências e reconstruir a imagem apenas com a informação desejada. Para atingir esse objectivo desenhou-se um filtro passa-banda do tipo *Butterworth* de ordem 5, que atenua frequências muito baixas e muito altas, e intensifica as restantes. O filtro foi construído por tentativa e erro até se obter um que permitisse realçar estruturas com frequência semelhante à das microcalcificações. As frequências de corte da banda de passagem são de 229 píxeis, para a zona de frequências mais baixas, e de 1147 píxeis, para a região das frequências mais elevadas.

O filtro concebido está representado na Figura 7.9 (a) e a sua sobreposição ao espectro está ilustrada na Figura 7.9 (b). A intensidade do filtro varia com a distância ao centro da imagem e assume valores no intervalo $[0,1]$. As tonalidades de cinzento mais intensas representam as frequências de

passagem do filtro correspondentes à informação que se pretende realçar, isto é, valores mais próximos de 1; as tonalidades mais escuras mostram as frequências atenuadas, correspondentes a valores mais próximos de 0.

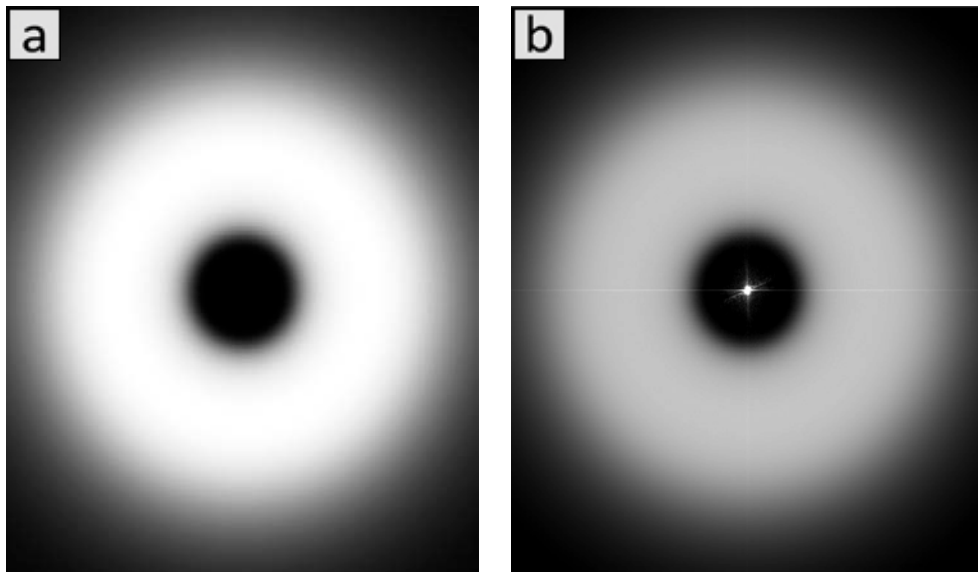


Figura 7.9 – (a) filtro Butterworth implementado e (b) sua sobreposição ao espectro da Figura 7.8

O filtro é aplicado ao espectro por multiplicação, ponto por ponto, de acordo com a Eq. 6.12. Desta forma, as zonas do filtro mais intensas – mais próximas do valor 1 – vão ser multiplicadas pelas zonas do espectro que se pretende realçar; as zonas menos intensas – mais próximas do valor 0 – vão atenuar as frequências que se pretende preterir.

A imagem resultante da aplicação deste método – Figura 7.10 (b) – é obtida recorrendo à operação inversa da FFT, que vai utilizar o espectro filtrado para reconstruir a imagem.

Conforme é possível verificar na Figura 7.10, através deste método são realçadas as microcalcificações presentes na imagem e é atenuada a intensidade do tecido envolvente. Inevitavelmente, outras estruturas da imagem são realçadas, como o contorno da mama e algumas fibras mamárias.

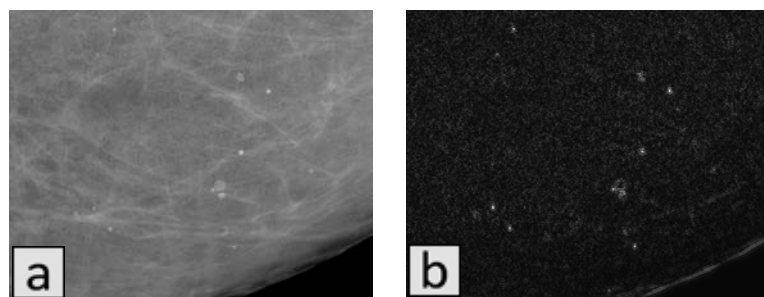


Figura 7.10 – (a) Imagem original e respectiva reconstrução (b) com o filtro da Figura 7.9.

7.4. Laplaciano

O laplaciano, operador cuja função é a de realçar discontinuidades e atenuar regiões com poucas variações de intensidade, foi implementado com o objectivo de salientar as microcalcificações. Este operador é utilizado depois da remoção de ruído (para reduzir a detecção de discontinuidades provocadas por ruído) e os seus efeitos são ilustrados na Figura 7.11. No desenvolvimento deste filtro utilizou-se a máscara da Figura 6.8, ou seja, implementou-se o laplaciano sensível a variações verticais e horizontais. A extensão do laplaciano aos seus elementos diagonais não traz vantagens neste caso em particular e é computacionalmente mais exigente, pelo que não se optou por esta alternativa.

Como operador de segundas derivadas que é, o laplaciano devolve dois “picos” de intensidade para cada transição: um negativo e outro positivo. Assim, para efeitos de visualização, as tonalidades de cinzento da imagem são tanto mais escuras quanto “mais negativo” for o valor do pixel; e tanto mais claras quanto “mais positivo” for este valor. O valor zero, correspondente a zonas de intensidade constante, é representado num nível de cinzento intermédio.

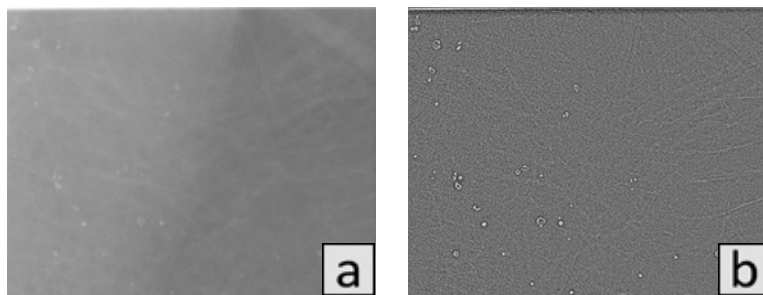


Figura 7.11 – Efeito da passagem do operador laplaciano (b) pela imagem (a). Para facilidade de visualização, apresenta-se uma ampliação de uma zona com microcalcificações

A imagem resultante da aplicação do filtro – Figura 7.11 (b) – assume, essencialmente, tonalidades intermédias de cinzento, correspondentes a valores próximos de zero, ou seja, zonas aproximadamente constantes. Contudo, a ampliação mostra uns pequenos pontos brilhantes muito intensos, que se destacam do fundo cinzento, e representam a localização espacial das microcalcificações.

Alternativamente, pode mostrar-se apenas a gama de valores de intensidades positivas. Neste caso, há um melhor realce das transições, dado que estas passam a ser visíveis em tons muito brilhantes, sobre um fundo escuro – Figura 7.12. Este método não acrescenta informação à imagem, sendo apenas para facilitar a detecção visual das zonas cujas tonalidades foram intensificadas pela aplicação do laplaciano.

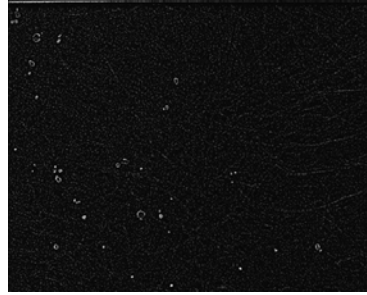


Figura 7.12 – Realce de microcalcificações devido à aplicação do laplaciano

Como se pode verificar nos exemplos mostrados na Figura 7.11 e na Figura 7.12, o método implementado destaca os pequenos pontos brilhantes da imagem, que correspondem às frequências mais elevadas e representam microcalcificações. Outras estruturas como fibras do tecido mamário e o próprio contorno da mama também constituem frequências elevadas, podendo ser também intensificados.

7.5. Associação de metodologias

Nos subcapítulos anteriores foram descritos dois métodos que permitem realçar determinadas frequências de uma imagem, entre as quais as microcalcificações pretendidas. Existe, portanto, uma coincidência de detecções que constitui o conjunto das microcalcificações da imagem, e uma não coincidência de realces entre as imagens que representa as restantes estruturas da imagem, como o contorno da mama, fibras do tecido mamário, calcificação de vasos sanguíneos, etc.

Neste passo do algoritmo implementado pretende-se dar ênfase ao que é comum a ambos os métodos anteriores e, de alguma forma, atenuar as restantes estruturas. Para atingir esse objectivo multiplicaram-se as imagens obtidas segundo os diferentes métodos, pelo processo descrito pela Eq. 6.12:

$$I_I = I_L \times I_{TF} \quad \text{Eq. 7.3}$$

onde I_I representa a imagem resultante da intersecção dos métodos, que é dada pela multiplicação, ponto por ponto, da imagem resultante da aplicação do operador laplaciano, I_L , com a imagem resultante da manipulação em frequência pela transformada de Fourier, I_{TF} .

Em ambas as imagens, I_L e I_{TF} , as microcalcificações aparecem realçadas, pelo que a sua intensidade vai ser muito amplificada em I_I , aumentando o contraste em relação ao tecido adjacente: píxeis que aparecem muito intensos numa imagem e menos intensos noutra vão assumir valores intermédios de intensidade; estruturas que apenas aparecem numa das imagens vão desaparecer em I_I . O resultado deste procedimento pode ser observado na Figura 7.13.

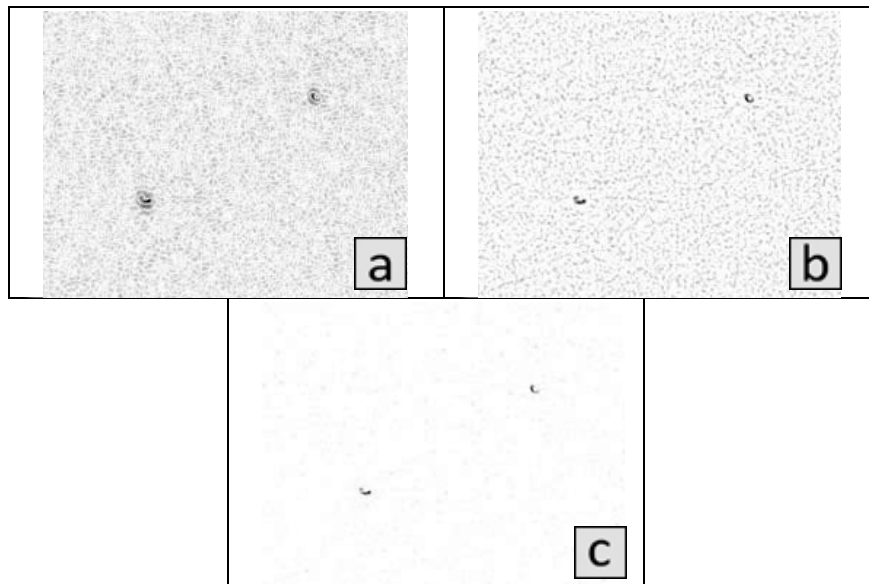


Figura 7.13 – (a) Zona de interesse de uma imagem obtida em 7.3; (b) zona de interesse de uma imagem obtida em 7.4; (c) Intensificação de detecções devido à multiplicação de imagens. A escala das imagens foi invertida para clareza de visualização.

A Figura 7.13 (a) e (b) mostra que ambos os métodos detectam as microcalcificações, rodeadas por um padrão de intensidades que difere conforme o método utilizado. A Figura 7.13 (c) mostra o resultado da associação de ambos os métodos, que conduz à intensificação dos píxeis comuns – correspondentes a zonas muito brilhantes (mostradas, na Figura 7.13, como zonas muito escuras) – e à atenuação das restantes zonas.

7.6. Binarização

Uma vez realçadas as microcalcificações, destacando-as de forma evidente do tecido envolvente, é possível extraí-las da imagem por conversão para preto e branco – *Binarização*.

A conversão de uma imagem em tons de cinzento para uma imagem binária é conseguida com a utilização de um limiar de intensidade: abaixo deste, todos os níveis de intensidade passam a preto; e acima do mesmo, todas as intensidades passam a branco. Pretende-se que as microcalcificações sejam mostradas a branco, sobre um fundo preto.

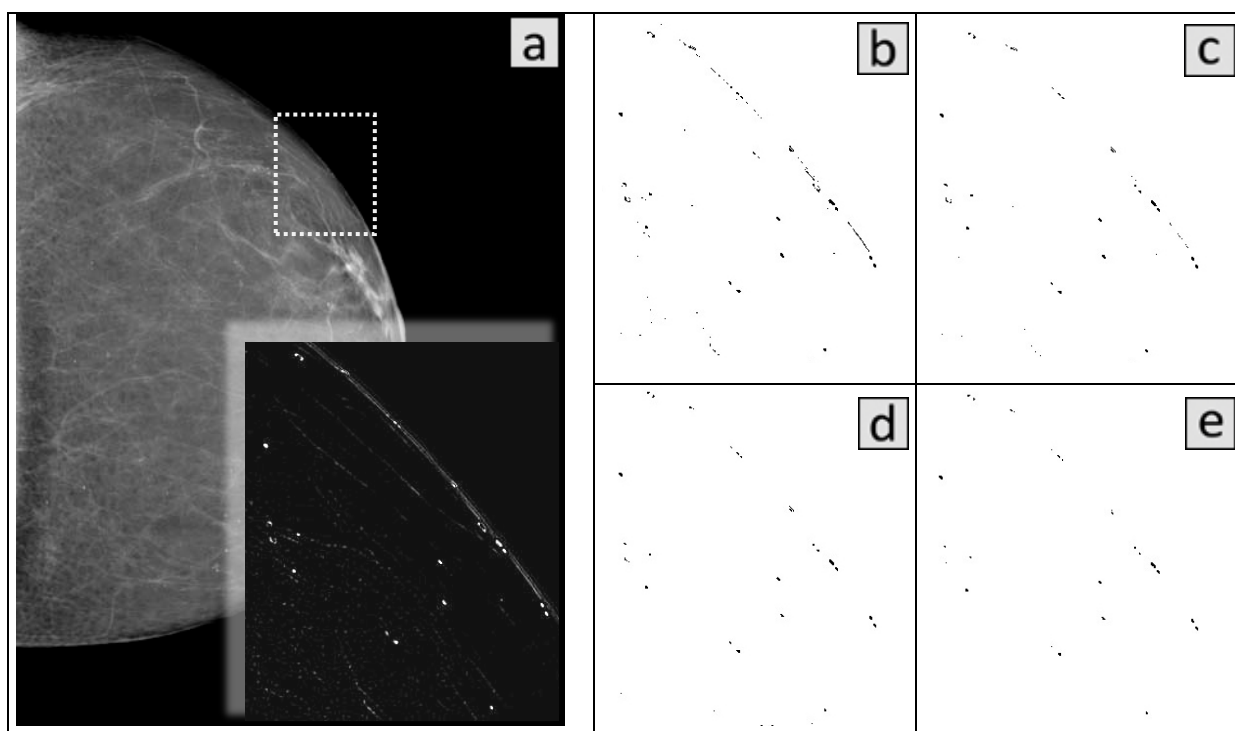


Figura 7.14 – (a) Imagem original e amplificação de zona de interesse, obtida em 7.5; (b) – (e) binarização da zona de interesse com limiares que assumem os valores 600, 800, 1000 e 1200, respectivamente. Inverteu-se a escala das binarizações para facilidade de visualização.

A escolha do limiar é um grau de liberdade do método implementado; quando aumentado permite reduzir a sensibilidade da detecção, ou seja, obter um menor número de detecções; quando reduzido, a sensibilidade de detecção é aumentada, obtendo-se um maior número de detecções. A Figura 7.14 mostra um pormenor de uma imagem onde é ilustrada a influência da escolha do limiar no número de detecções. A escala de intensidades das imagens (b) a (e) foi invertida, mostrando-se as detecções a preto, sobre um fundo branco.

Conforme é possível verificar, com o aumento do limiar ocorre uma diminuição do número de detecções. Foi escolhido um limiar igual a 800, uma vez que parece fornecer um bom número de verdadeiros positivos, sem que o número de falsos positivos seja muito elevado.

7.7. Sobreposição de imagens

Esta etapa do trabalho visa sobrepor a imagem resultante da detecção de microcalcificações, obtida em 7.6, à imagem obtida em 7.2. Esta contém sensivelmente a mesma informação da imagem original, mas tem a vantagem de apresentar um melhor contraste entre estruturas. Desta forma, o resultado da segmentação evidencia-se na imagem, permitindo observar as estruturas detectadas, bem como as que ficaram por detectar.

Para atingir esse objectivo foi implementada uma função que recolhe as coordenadas dos píxeis brancos da imagem binária, obtida em 7.6, e atribui uma cor aos píxeis correspondentes da imagem original. A cor pré-definida é o vermelho, mas pode escolher-se qualquer outra.

A Figura 7.15 mostra um exemplo de uma imagem de mamografia com o resultado do processamento obtido em 7.6 sobreposto a vermelho.

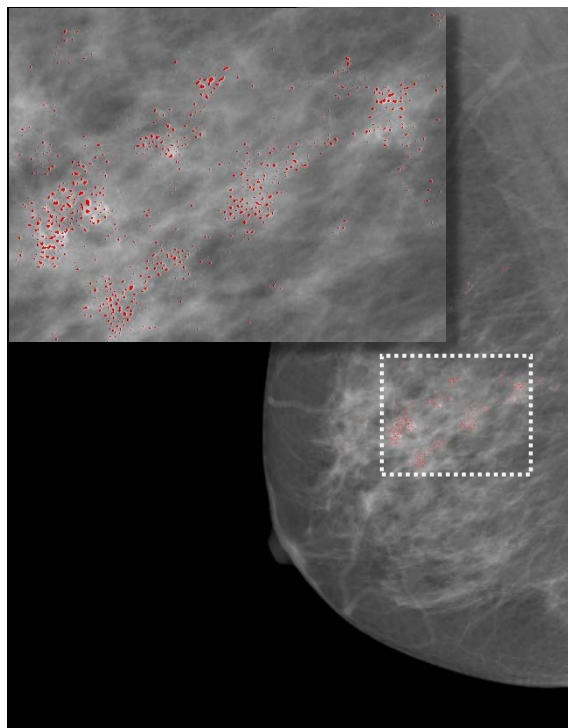


Figura 7.15 – Resultado da segmentação de lesões

7.8. Resultados

Durante a descrição do método proposto para a detecção de microcalcificações, que decorreu nos subcapítulos anteriores, foram apresentados alguns dos resultados obtidos, que se consideraram bons exemplos para ilustrar as suas diversas etapas.

No presente subcapítulo são apresentados outros exemplos da aplicação do algoritmo às imagens de entrada. Para facilidade de visualização, apresenta-se como imagem original a que foi obtida em 7.2, depois da normalização do histograma, por apresentar um melhor contraste entre estruturas.

Do lado esquerdo de todas as figuras é apresentada a imagem original (a) e, à direita, a imagem processada (b).

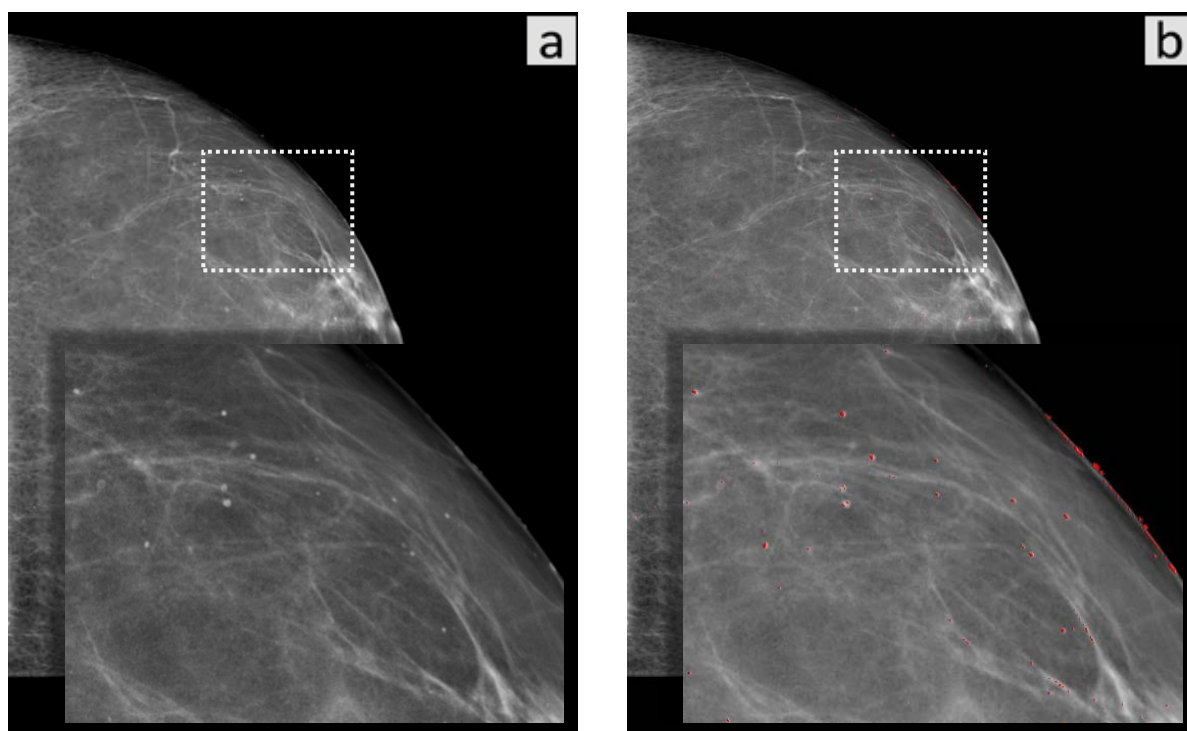


Figura 7.16 – Exemplo de detecção de microcalcificações num caso tipicamente benigno

Na Figura 7.16 apresenta-se o tratamento dado pelo algoritmo implementado a uma imagem de um caso tipicamente benigno. As microcalcificações encontram-se distribuídas pelo tecido mamário e a sua intensidade é relativamente reduzida. Ainda assim, é possível verificar que a maioria é detectada. Verifica-se também uma ligeira concentração de pontos vermelhos que assinalam o contorno da mama.

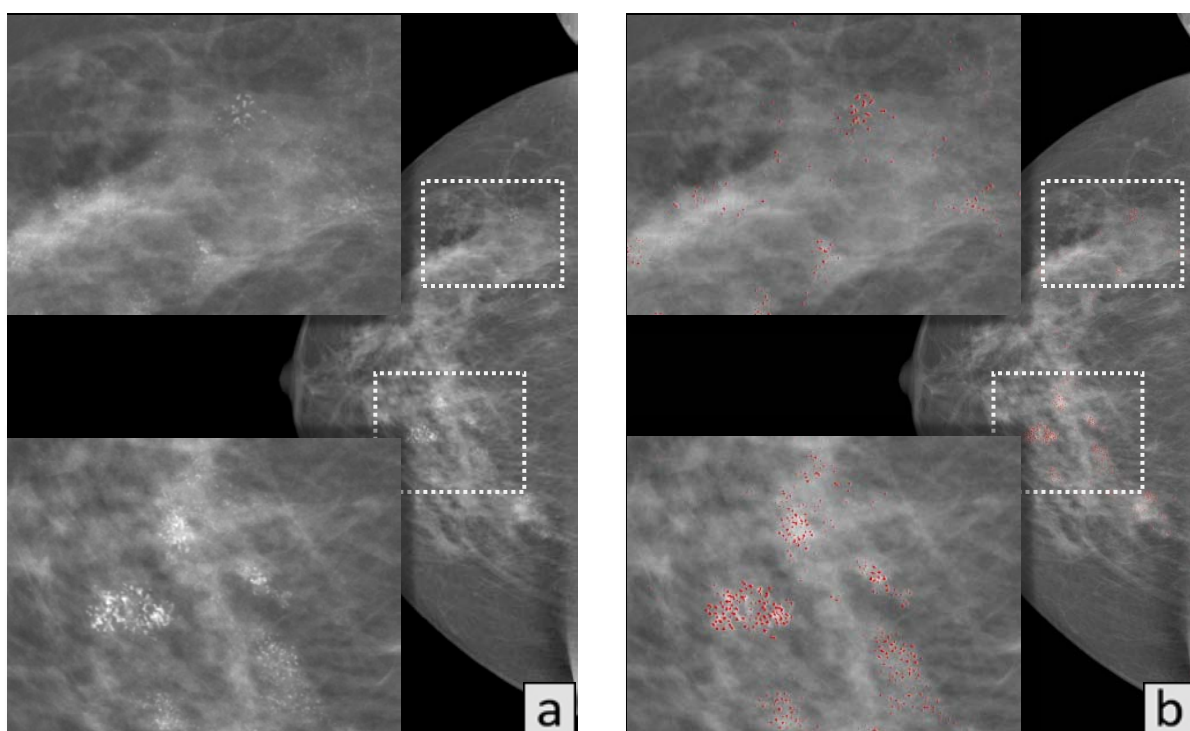


Figura 7.17 – Detecção de microcalcificações num caso tipicamente maligno

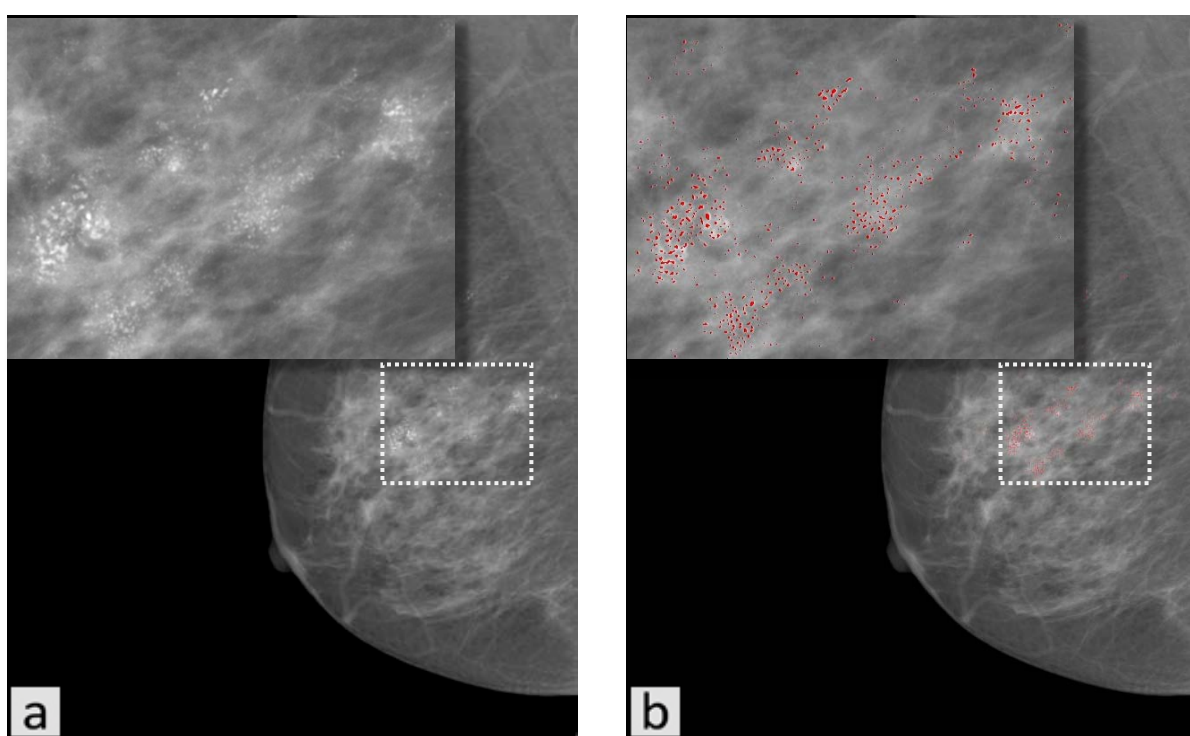


Figura 7.18 – Detecção de microcalcificações num caso tipicamente maligno

Na Figura 7.17 e na Figura 7.18 é assinalada a presença de microcalcificações em casos tipicamente malignos. Em ambos os casos, as microcalcificações são, na sua maioria, detectadas.

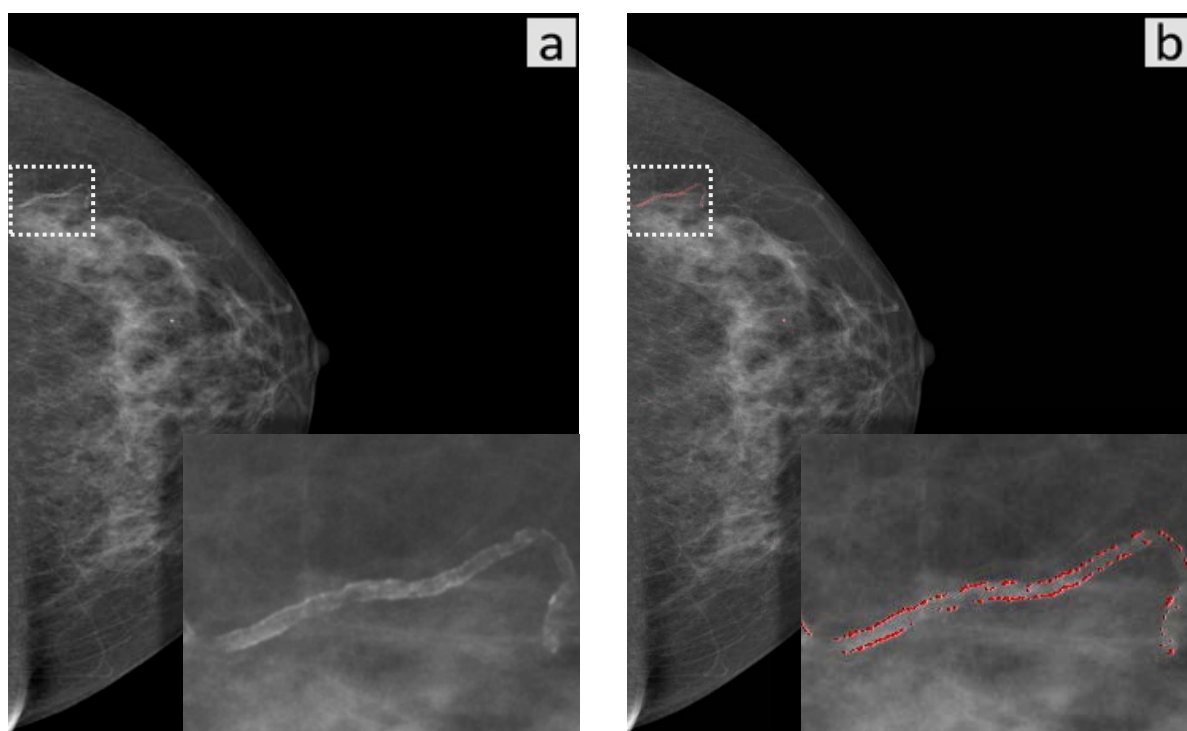


Figura 7.19 – Detecção de um vaso sanguíneo calcificado

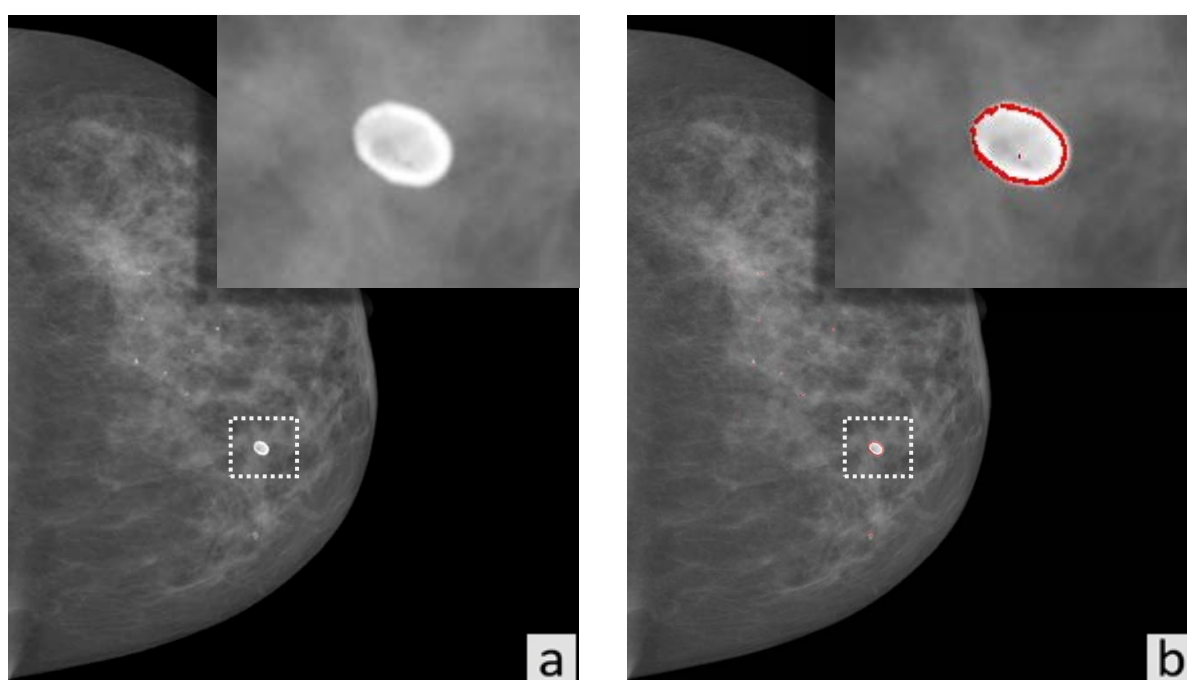


Figura 7.20 – Detecção de calcificação

A Figura 7.19 e a Figura 7.20 apresentam exemplos de detecções de estruturas que não constituem microcalcificações. O vaso sanguíneo presente na Figura 7.19 encontra-se calcificado e é detectado pelo algoritmo e a grande calcificação presente na Figura 7.20 tem os contornos bem definidos e também é assinalada.

7.9. Discussão de resultados

O método proposto para a detecção de microcalcificações apresenta, em geral, bons resultados. Os pequenos pontos brilhantes presentes nas imagens que podem ser microcalcificações são, na sua maioria, detectados. Porém, outras estruturas de diferentes características também são, por vezes, assinaladas.

O algoritmo implementado, descrito nos subcapítulos anteriores, possui três graus de liberdade relativos às frequências de corte (alta e baixa) da *transformada de Fourier* e ao limiar de binarização na conversão da imagem para preto e branco. Estes graus de liberdade foram ajustados de acordo com as imagens de treino ao dispor e de acordo com as estruturas presentes nessas imagens que se pretende detectar. No entanto, futuros ajustes poderão ser realizados para alterar a sensibilidade do método. Caso se pretenda aumentá-la poderá baixar-se o limiar de binarização, aumentar a banda de passagem do filtro, ou uma combinação de ambos. Para a reduzir será necessário efectuar o procedimento inverso.

A normalização das intensidades do histograma, apresentada em 7.2, foi conseguida em 104 das 110 imagens de treino. Nas 6 restantes, o máximo do histograma não se encontra tão destacado das intensidades vizinhas ou, por outras palavras, a probabilidade de ocorrência de baixas intensidades nessas seis imagens é mais elevada, não sendo possível obter o valor correspondente a 0.5 % da intensidade máxima. Na Figura 7.21 apresenta-se um exemplo desta situação.

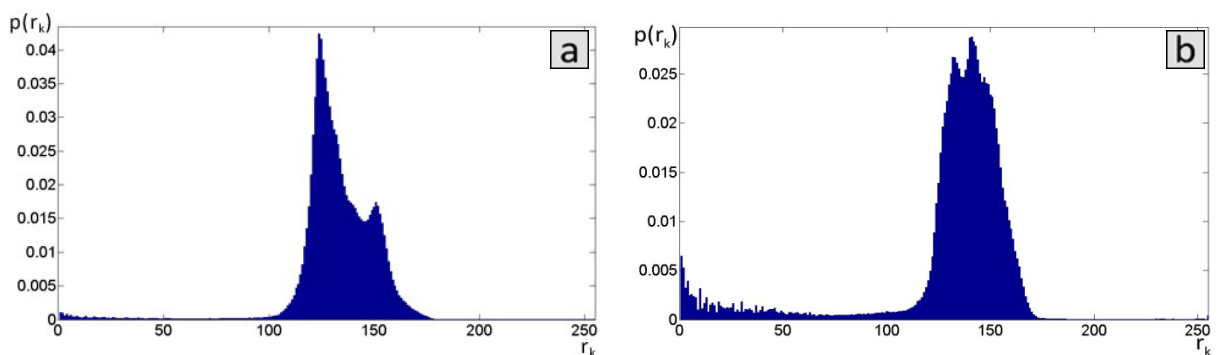


Figura 7.21 – (a) histograma típico de uma mamografia; (b) histograma semelhante ao obtido numa reduzida fracção de imagens.

A Figura 7.21 (a) apresenta o histograma da Figura 7.5. Na Figura 7.21 (b) apresenta-se o histograma de uma das seis imagens referidas no parágrafo anterior. Como é possível verificar, a “mancha” de intensidades anterior ao máximo dos histogramas, que se encontra sensivelmente no intervalo $[0, 100]$, é maior no histograma (b). Verifica-se, no entanto, que as imagens que apresentam estes histogramas não são imagens típicas de mamografia de rastreio. Na obtenção destas imagens, a mama possui marcadores para cirurgia que podem ter influenciado a forma do histograma. Ainda

assim, como se mostra na Figura 7.22, o restante procedimento progrediu normalmente, sendo possível detectar as microcalcificações presentes na mama.

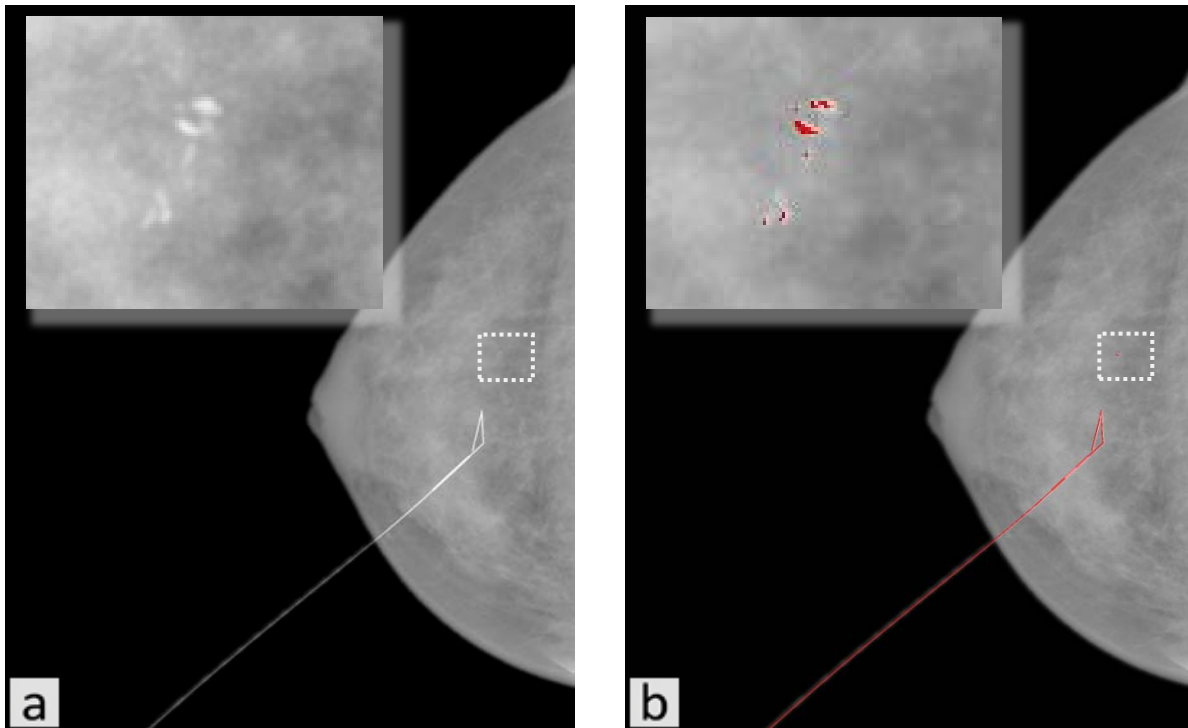


Figura 7.22 – Detecção de microcalcificações numa imagem que não representa uma mamografia de rastreio.
(a) Imagem original; (b) imagem com detecções

Apesar da normalização do histograma não ter sido realizada, verifica-se que as únicas microcalcificações presentes na Figura 7.22 (a) foram detectadas pelo algoritmo desenvolvido – Figura 7.22 (b). De facto, o contraste que apresentam em relação ao tecido envolvente é suficiente para permitir a sua segmentação.

Com a aplicação de um filtro no espaço das frequências (subcapítulo 7.3) pretende-se que a banda de passagem do filtro permita a passagem de todas as frequências que possam estar relacionadas com a presença de microcalcificações. Apesar da sua definição de pontos pequenos e brilhantes, as suas frequências não são óbvias e assumem diferentes valores, que variam com a dimensão e a intensidade de cada microcalcificação. Desta forma, a banda de passagem do filtro não é tão estreita como seria desejável, o que faz com que muitas estruturas, para além das microcalcificações, sejam realçadas.

A escolha da ordem do filtro resulta de um compromisso entre a qualidade da reconstrução, a definição das frequências de corte e a velocidade de processamento. Quanto mais elevada for a ordem do filtro, mais idêntica será a sua forma em relação a um filtro “ideal”. Porém, a qualidade da reconstrução da imagem, quando se recorre a um filtro deste tipo, é fraca, aparecendo oscilações de intensidade em torno das frequências altas. Um filtro de baixa ordem apresenta um menor número e

intensidade de oscilações, mas dificulta a escolha da frequência de corte, dado que não se torna claro quais as frequências que são atenuadas e quais as que são intensificadas. Apesar do tempo de processamento aumentar com a ordem do filtro, este factor não foi tão determinante como os anteriores na sua escolha.

A opção por um operador, neste caso o laplaciano, cuja função é detectar altas frequências (que já foram detectadas na etapa anterior pela aplicação de filtros no domínio da frequência) pode não ser intuitiva. As microcalcificações são extraídas da imagem através da escolha de um limiar de binarização. Dependendo da sua escolha, a binarização pode ser bem ou mal conseguida. Desta forma, quanto mais separadas (em níveis de intensidade) estiverem as estruturas que se pretende segmentar, mais fácil será a escolha deste limiar.

Uma forma simples de facilitar a escolha do limiar de binarização poderia passar, por exemplo, por efectuarla sobre o quadrado da imagem. Este procedimento ofereceria mais liberdade quanto à escolha do limiar, conforme ilustra a Figura 7.23.

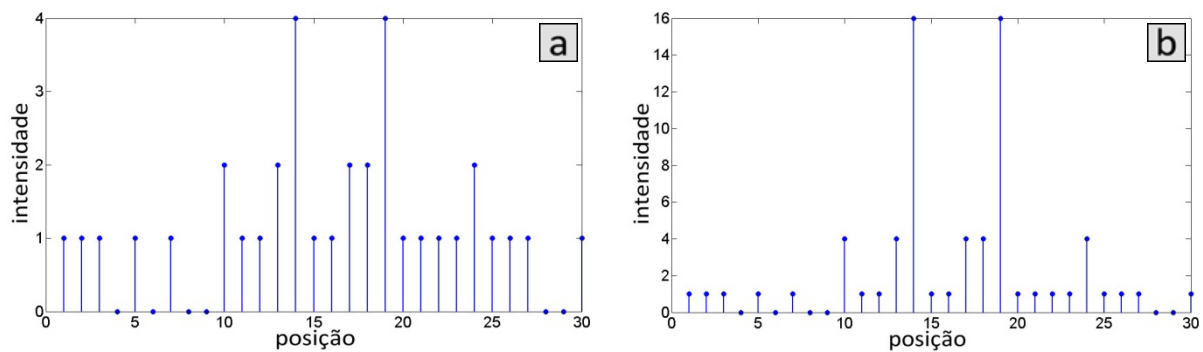


Figura 7.23 – (a) vector com dois picos de intensidade nas posições 14 e 19 e ruído aleatório envolvente; (b) quadrado do vector (a)

Na Figura 7.23 (a) está representado um vector com dois máximos, de intensidade 4, nas posições 14 e 19. Nas restantes posições existe ruído aleatório que assume valores entre 0 e 2. Se se pretender binarizar este vector de modo a extrair apenas os seus valores máximos, o único limiar possível é o valor 3. Contudo, se utilizarmos o quadrado do mesmo vector, representado na Figura 7.23 (b), a binarização é possível com qualquer limiar entre 5 e 15.

Por outro lado, se utilizarmos outro vector com as mesmas intensidades máximas, mas com um ruído diferente, este processo pode ser ligeiramente otimizado, no sentido em que da multiplicação dos dois vectores resulta uma atenuação de ruído – Figura 7.24.

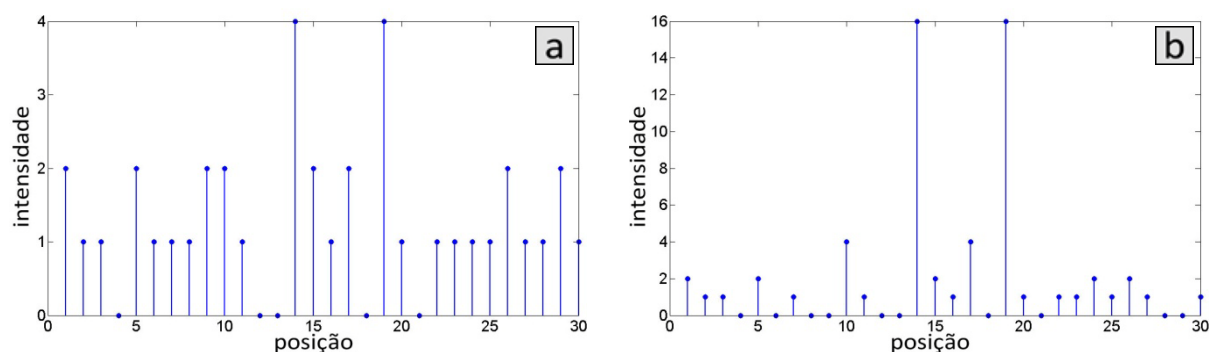


Figura 7.24 –(a) novo vector com dois picos de intensidade nas posições 14 e 19 e ruído aleatório envolvente; (b) multiplicação do vector (a) pelo da Figura 7.23 (a)

Conforme já foi possível verificar na Figura 7.13, os métodos de realce de altas frequências utilizados permitem a intensificação de algumas estruturas comuns – tipicamente as microcalcificações – e outras estruturas menos intensas, que diferem de método para método e constituem o realce de outras oscilações de intensidade, numa curta distância, presentes na imagem.

O laplaciano, em relação a outros métodos de detecção de altas frequências¹⁶, devido à sua natureza, destaca as microcalcificações em tons brilhantes, rodeadas por intensidades muito baixas, o que permite obter contornos muito bem definidos. Assim, e de acordo com o discutido nos parágrafos anteriores, a combinação dos métodos facilita o processo de binarização. Mesmo que o limiar de binarização se reduza, de modo a detectar um maior número de estruturas e a aumentar a sua sensibilidade, o método descrito elimina a detecção de muitas estruturas não desejadas.

Na binarização das imagens (subcapítulo 7.6), tal como tem sido discutido até aqui, está presente outro grau de liberdade do método exposto que tem muita influência no número de estruturas detectadas e, consequentemente, na sensibilidade do algoritmo. O limiar escolhido permite obter uma sensibilidade elevada, sem que se note a presença de muitos falsos positivos.

Os resultados obtidos, apresentados em parte no subcapítulo 7.8, comprovam a elevada sensibilidade referida, na medida em que as microcalcificações são detectadas com uma elevada taxa de sucesso. Inevitavelmente, outras estruturas que partilham algumas das características das microcalcificações são segmentadas. São apresentados dois exemplos: marcação do contorno de uma mama, na Figura 7.16; e detecção de um vaso sanguíneo calcificado, na Figura 7.19.

O contorno da mama constitui uma transição rápida na imagem, dado que é a fronteira entre um fundo negro e “monótono” e o tecido mamário. Consoante a “rapidez” com que esta transição ocorre, a sua frequência associada pode ser maior ou menor. Nos casos em que é maior é assinalada pelo algoritmo implementado.

¹⁶ Para além do operador *laplaciano*, existem outros operadores de detecção de contornos, tais como o *sobel* ou o *roberts*.

Ocasionalmente existem vasos sanguíneos no tecido mamário que, devido a processos considerados normais, acumulam cálcio e ficam com o aspecto apresentado na Figura 7.19. Entre a parede destes vasos sanguíneos e o tecido envolvente também existe uma transição rápida de intensidade, à qual o algoritmo implementado é sensível e, assim, aparece marcada na imagem final.

Outro tipo de estrutura frequente é a apresentada na Figura 7.20. A grande calcificação presente na imagem é assinalada não no seu todo, mas apenas ao longo do seu contorno. Este comportamento acontece dado que é nessa região que as altas frequências se encontram. O seu interior, apesar de brilhante, constitui uma zona constante, pelo que não é assinalada. Este tipo de calcificações forma-se devido a processos tipicamente benignos e a sua detecção constitui um falso positivo. Porém, o objectivo do trabalho passa por conseguir uma elevada sensibilidade, que é independente do número de falsos positivos.

Capítulo 8.

Detecção de massas

Neste capítulo apresenta-se o algoritmo utilizado para detectar massas em imagens de mamografia digital, baseado no trabalho de Alfonso Rojas Dominguez [42]. No desenvolvimento desta parte do trabalho foi utilizado o conjunto de imagens já descrito no Capítulo 7.

As massas absorvem os raios X de forma semelhante ao tecido envolvente, pelo que é necessário um elevado contraste para as distinguir numa imagem de mamografia. Uma etapa essencial do método que se propõe passa, precisamente, por um aumento de contraste diferenciado entre possíveis massas e área envolvente.

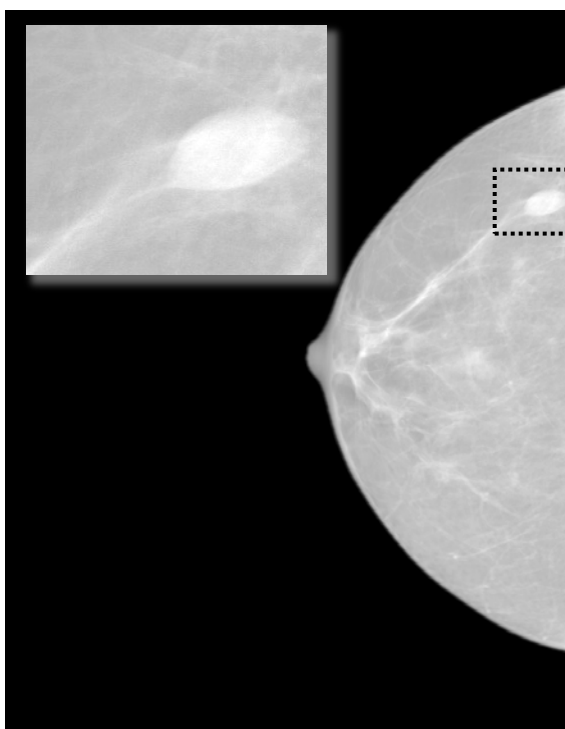


Figura 8.1 – Exemplo de mamografia que apresenta uma massa

A Figura 8.1 mostra um exemplo de uma imagem de mamografia com massas. Para as detectar, desenvolveu-se o método ilustrado no esquema da Figura 8.2.

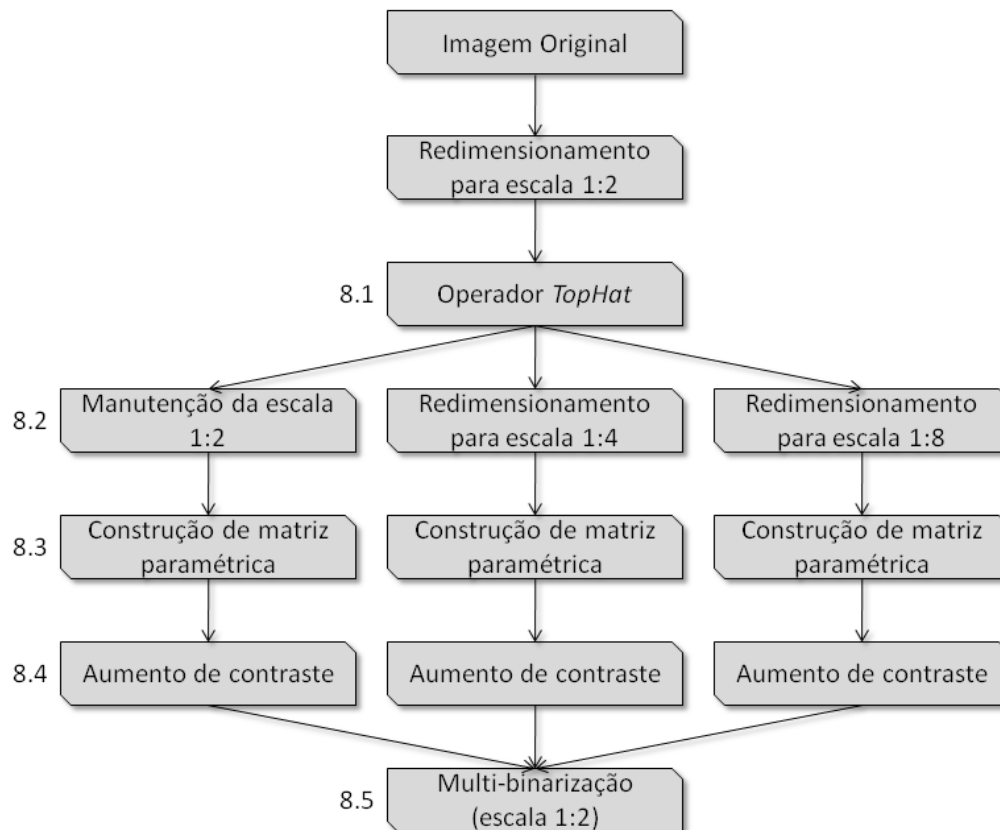


Figura 8.2 – Esquema do algoritmo desenvolvido para a detecção de massas. A numeração apresentada corresponde à numeração dos subcapítulos que se seguem

As massas possuem uma dimensão relativamente elevada e, consequentemente, não exigem a resolução original das imagens para serem detectadas. Por outro lado, imagens maiores exigem tempos de processamento mais longos. Desta forma, na detecção de massas, não se trabalhou com as imagens originais, mas sim com reduções destas.

O primeiro redimensionamento da imagem original ocorre no momento anterior à aplicação de um operador de aumento de contraste conhecido como *Top-hat* – tratado no subcapítulo 8.1 – onde as dimensões da imagem são reduzidas para metade, por interpolação linear.

Uma vez aplicado o operador de contraste inicia-se um procedimento em *multi-escala*, ou seja, a imagem é redimensionada, dividindo-se em três escalas distintas – subcapítulo 8.2.

Posteriormente, como se descreve no subcapítulo 8.3, cada uma das escalas da imagem vai ser processada em blocos para recolher medidas estatísticas locais, que permitirão a construção de matrizes paramétricas com dados para realçar zonas de interesse.

O subcapítulo 8.4 descreve a aplicação de cada uma das matrizes paramétricas à imagem que lhe corresponde.

Por último, as diferentes escalas são combinadas para formar a imagem final, à qual serão aplicadas binarizações consecutivas, com diferentes limiares, para segmentar zonas de interesse – subcapítulo 8.5.

A classificação dos vários objectos segmentados não faz parte do âmbito deste trabalho. Contudo, no subcapítulo 8.6, são apresentadas algumas características que se extraíram dos vários objectos e que podem facilitar a classificação.

8.1. Operação *Top-hat*

As imagens originais, devido às razões enunciadas no início do capítulo 8, não são processadas com as suas dimensões originais, mas sim numa forma reduzida. A imagem original é redimensionada para uma nova escala, onde as suas dimensões são reduzidas para metade (escala 1:2).

De forma a melhorar o contraste das imagens, foi aplicado o operador *Top-hat*. Este operador faz actuar um elemento estrutural sobre a imagem para remover estruturas dessa imagem que não se ajustem a esse elemento.

A operação é dada por:

$$TopHat(f) = f - (f \circ b) \quad \text{Eq. 8.1}$$

onde f é a imagem de entrada e b o elemento estrutural. Este operador apresenta bons resultados no realce de estruturas mais intensas que o fundo da imagem [41].

Foi utilizado um elemento estrutural circular com um raio de 80 píxeis – Figura 8.3. Esta dimensão resulta de um compromisso entre o tempo de processamento e a distribuição, em píxeis, do tamanho das massas.



Figura 8.3 – Elemento estrutural utilizado na aplicação do operador *Top-hat*

O efeito da aplicação do operador *Top-hat* está ilustrado na Figura 8.4.

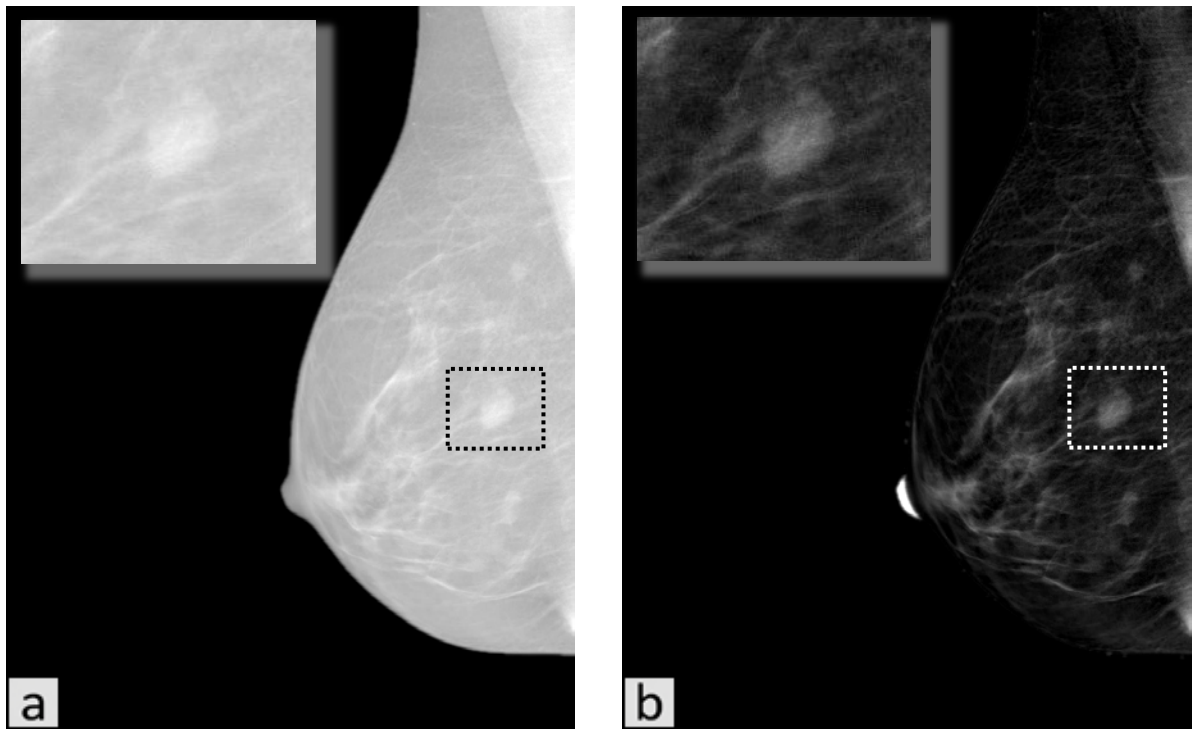


Figura 8.4 – (a) Imagem original; (b) imagem resultante da aplicação do operador *Top-hat*

Verifica-se que a tonalidade de cinzento predominante no tecido mamário foi atenuada e que as lesões presentes na mama são mais facilmente visíveis na Figura 8.4 (b) do que na Figura 8.4 (a). A aplicação deste operador resulta, portanto, num aumento do contraste entre as lesões que satisfazem as dimensões do elemento estrutural e o tecido adjacente.

8.2. Representação em multi-escala

A partir da imagem obtida em 8.1, com metade das dimensões da imagem original, foram criadas duas outras: a primeira com um quarto e a segunda com um oitavo das dimensões da imagem original, de acordo com a Tabela 5.

Escala	1:1 (original)	1:2	1:4	1:8
Altura	2294	1147	573	286
Largura	1914	957	478	239

Tabela 5 – Escala e dimensões das imagens redimensionadas, em relação à imagem original

Os métodos descritos nos subcapítulos seguintes são executados em *multi-escala*, ou seja são executados de forma semelhante em cada uma das imagens redimensionadas, representadas na Figura 8.5, até serem novamente combinadas numa única imagem, em 8.4.

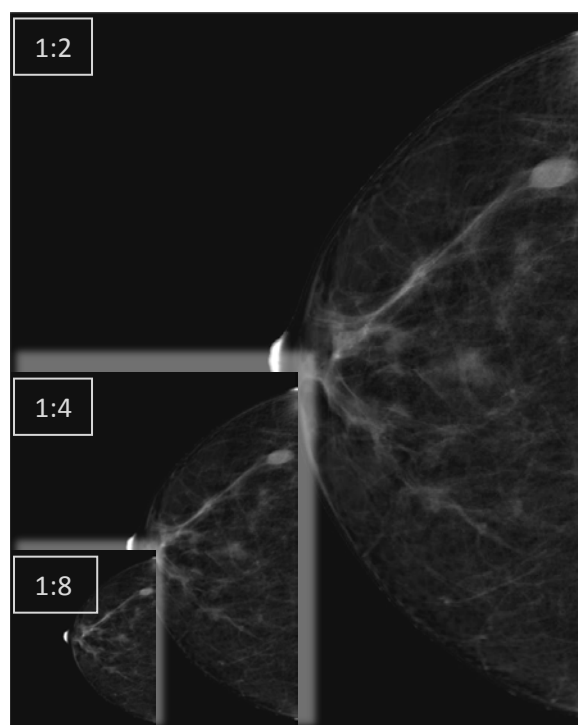


Figura 8.5 – Representação de uma imagem processada pelo operador *Top-hat* em três escalas diferentes

8.3. Construção das matrizes paramétricas

As imagens obtidas em 8.2 passam, de seguida, por um filtro não linear, baseado em dois parâmetros estatísticos – média e desvio padrão.

A primeira etapa da aplicação deste filtro passa pela aquisição de conjuntos de intensidades da imagem, em vizinhanças 5x5 e 31x31, em torno de todos os píxeis da imagem.

Para todos estes conjuntos são calculados a média e o desvio padrão, que fornecem informação relativamente ao brilho médio da vizinhança e à uniformidade de intensidades em cada vizinhança.

A construção das matrizes paramétricas baseia-se na comparação dos parâmetros calculados nos dois tipos de vizinhanças – 5x5 e 31x31. Consoante o resultado dessa comparação, será atribuído um parâmetro, γ , ao elemento da matriz paramétrica correspondente ao pixel da imagem que deu origem às vizinhanças.

O conjunto dos parâmetros γ forma uma matriz de dimensões iguais às da imagem de entrada, onde cada elemento desta matriz contém o parâmetro correspondente ao pixel da mesma posição.

A atribuição dos parâmetros γ acontece segundo uma comparação de resultados dos dois tipos de vizinhanças extraídos da imagem e de acordo com a Tabela 6:

Condição	γ atribuído
$\mu_5 < \mu_{31} \wedge \sigma_5 < \sigma_{31}$	1.2
$\mu_5 < \mu_{31} \wedge \sigma_5 \geq \sigma_{31}$	0.8
$\mu_5 \geq \mu_{31} \wedge \sigma_5 < \sigma_{31}$	0.4
$\mu_5 \geq \mu_{31} \wedge \sigma_5 \geq \sigma_{31}$	0.6

Tabela 6 – Atribuição dos parâmetros γ de acordo com as medidas de média e desvio padrão em diferentes vizinhanças. μ_5 e μ_{31} representam, respectivamente, as médias calculadas em vizinhanças 5x5 e 31x31; σ_5 e σ_{31} representam, respectivamente, os desvios-padrão calculados em vizinhanças 5x5 e 31x31 [42].

As condições presentes na Tabela 6 correspondem a diferentes tecidos mamários. As regiões mais uniformes e brilhantes, como as que se encontram no interior de uma massa, apresentam uma média elevada e reduzido desvio padrão. Regiões mais heterogéneas, como as que constituem o tecido glandular, apresentam valores de média e desvio padrão muito elevados. Regiões de menor intensidade, correspondentes a tecido adiposo e frequentemente encontradas na periferia da mama, também estão presentes na Tabela 6 e, em regra, não representam massas.

8.4. Aumento de contraste

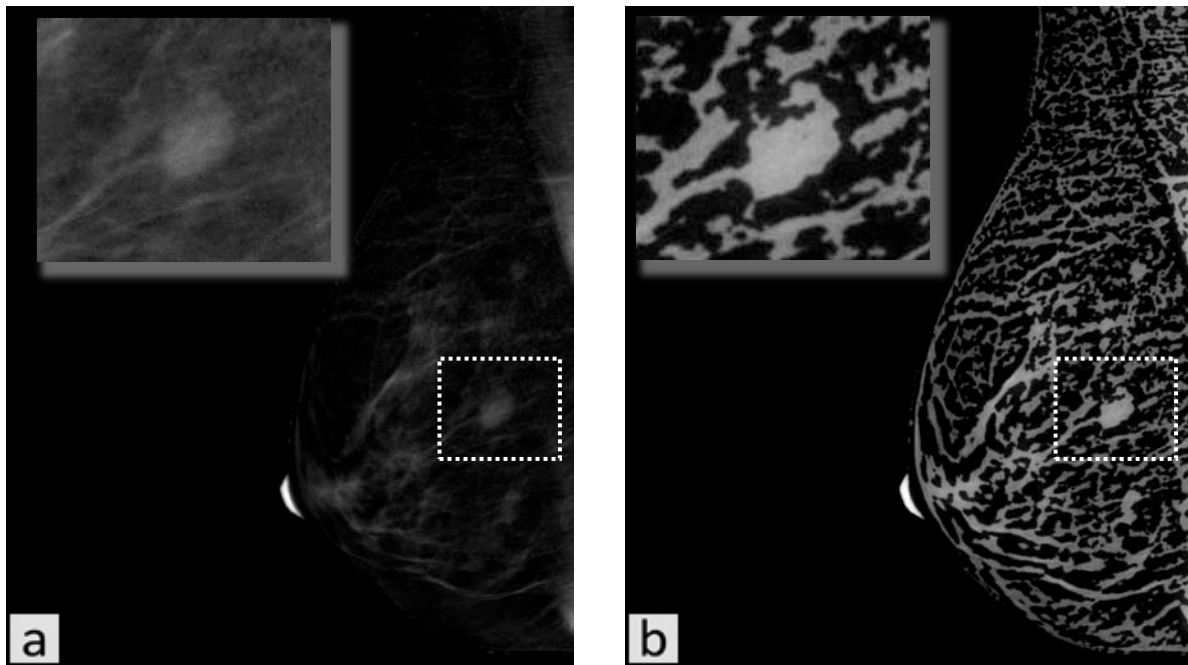
O contraste é aumentado por aplicação de um filtro não linear, baseado nos valores de γ presentes nas matrizes paramétricas.

A aplicação do filtro é dada por:

$$y = \left(\frac{x - l_x}{h_x - l_x} \right)^\gamma \quad \text{Eq. 8.2}$$

onde l_x e h_x representam, respectivamente, os valores de intensidade mínima e máxima da imagem de entrada, x . A imagem de saída é representada por y e a imagem paramétrica por γ . O quociente $(x - l_x) / (h_x - l_x)$ da Eq. 8.2 representa uma conversão das intensidades dos píxeis da imagem de entrada, x , para o intervalo $[0,1]$.

As alterações de intensidade produzidas afectam de forma distinta cada uma das diferentes imagens, consoante a sua escala. Os efeitos deste aumento de contraste nas diferentes escalas pode ser observado na Figura 8.6.



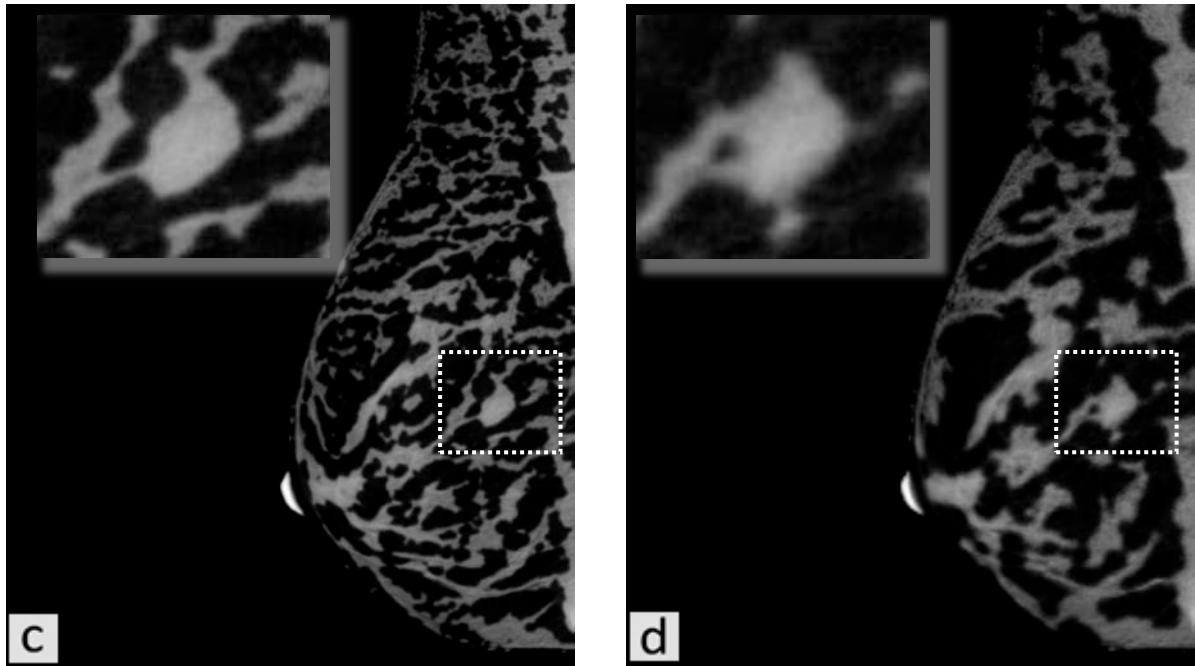


Figura 8.6 – (a) Imagem obtida em 8.1; (b) – (d) Aumento de contraste efectuado nas escalas (1:2), (1:4) e (1:8) respectivamente

A Figura 8.6 ilustra as diferenças nos resultados do aumento de contraste em diferentes escalas. Matrizes paramétricas construídas a partir da imagem com maior resolução permitem um aumento de contraste de zonas mais detalhadas; matrizes construídas a partir da análise da imagem de menores dimensões proporcionam um aumento de contraste menos detalhado.

A imagem final, I_F , produzida nesta etapa do método proposto é produzida por combinação linear das imagens (b), (c) e (d) da Figura 8.6:

$$I_F = \frac{1}{3} \sum I_i \quad \text{Eq. 8.3}$$

onde, I_i representa a imagem com a escala 1: i , com $i \in \{2,4,8\}$.

A Figura 8.7 traduz a aplicação da Eq. 8.4 às imagens (b) a (d) da Figura 8.6.

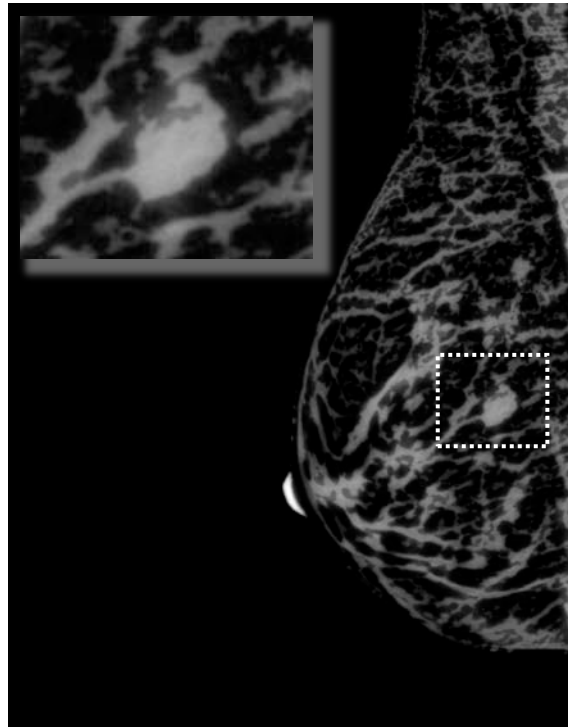


Figura 8.7 – Resultado da combinação das imagens processadas em diferentes escalas

A Figura 8.7 ilustra o resultado da aplicação do método descrito deste capítulo sobre uma imagem obtida em 8.1 – Figura 8.6 (a). É possível verificar que as diferentes estruturas são mais facilmente distinguíveis entre si na Figura 8.7 do que na Figura 8.6 (a). Este aumento de contraste resulta do realce que o processamento deu às diversas estruturas mamárias, contribuindo para uma maior uniformidade na distribuição de píxeis no histograma da imagem. Os histogramas da Figura 8.6 e da Figura 8.7 podem ser observados na Figura 8.8.

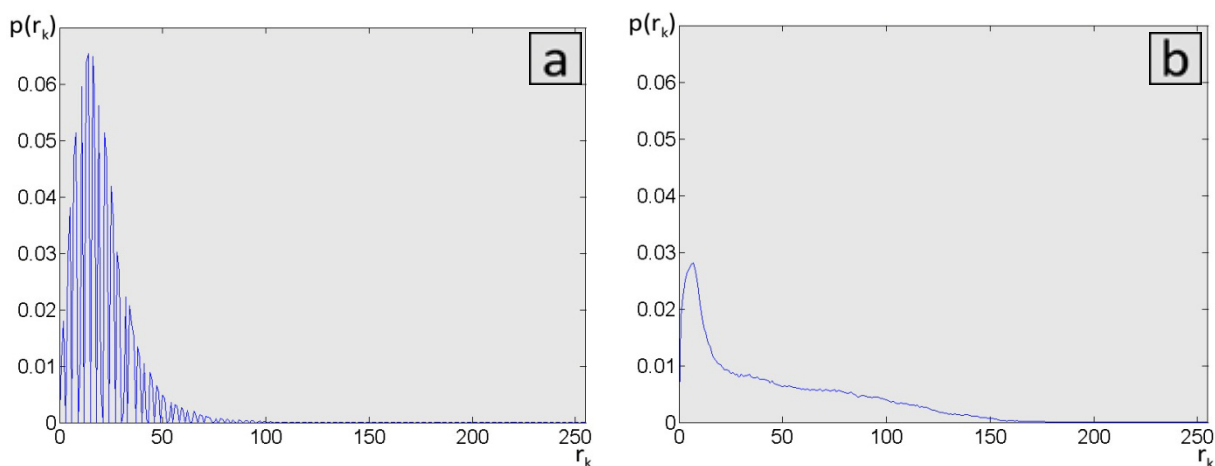


Figura 8.8 – (a) Histograma da Figura 8.6 (a); (b) histograma da Figura 8.7

A Figura 8.8 ilustra o que foi referido no parágrafo anterior. De facto, no histograma da Figura 8.8 (b) os píxeis têm uma disposição mais uniforme, o que é adequado para o procedimento seguinte.

8.5. Multi – Binarização

Esta etapa do procedimento proposto pretende segmentar várias regiões do tecido mamário com base nas suas intensidades, pelo que se vai utilizar o método já descrito no subcapítulo 7.6, que trata da binarização de imagens, para separar as diferentes estruturas.

Os histogramas representados na Figura 8.8 mostram que o método proposto facilita a separação de estruturas por binarização, dado que a distribuição de intensidades dos vários píxeis ao longo de toda a gama de intensidades é mais uniforme na Figura 8.8 (b) do que na Figura 8.8 (a).

Foram utilizados vários limiares de binarização, com início num valor elevado e de forma decrescente. Em cada iteração é produzida uma imagem binária e o processo continua até que se atinja o último limiar de binarização.

Os limiares de binarização utilizados são dados por:

$$1 - 0.025L \quad \text{Eq. 8.4}$$

onde $L = 1, 2, \dots, 30$.

Desta forma, para cada imagem, o algoritmo produz 30 imagens binárias, onde aparecem as várias estruturas segmentadas por cada limiar. Naturalmente, à medida que o valor do limiar vai diminuindo, o número e dimensão das estruturas segmentadas aumentam.

Para remover píxeis isolados, ou pequenos conjuntos de píxeis, que possam originar-se com a binarização, todos os objectos isolados com área inferior a 150 píxeis são eliminados do resultado da segmentação.

Para remover possíveis “buracos” resultantes das estruturas segmentadas, que podem representar massas, implementou-se um algoritmo de remoção de “buracos” ilustrado na Figura 8.9.

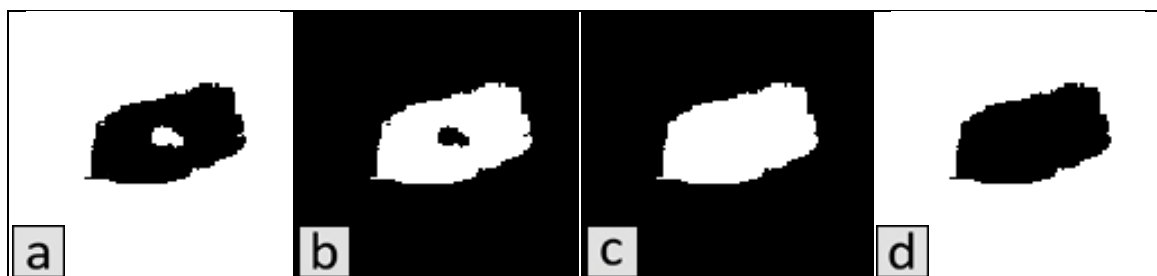


Figura 8.9 – Preenchimento de “buracos”. (a) Imagem resultante da binarização; (b) inversão das intensidades; (c) eliminação do “buraco”; (d) reconversão para a escala inicial

Obtida a imagem resultante da binarização – Figura 8.9 (a) –, a sua escala de intensidades é invertida – Figura 8.9 (b) – e são detectados todos os objectos com área inferior à do fundo (que constituem os “buracos” na imagem original). A intensidade destes objectos passa ao inverso – Figura 8.9 (c) – e, de seguida, toda a imagem é reconvertida para a escala de intensidades original – Figura 8.9 (d).

Na Figura 8.10 podem observar-se as estruturas da imagem original segmentadas por aplicação de limiares de binarização distintos. Os objectos segmentados são mostrados a preto, sobre um fundo branco. A cinzento são mostradas as estruturas isoladas na binarização com uma área inferior a 150 píxeis.

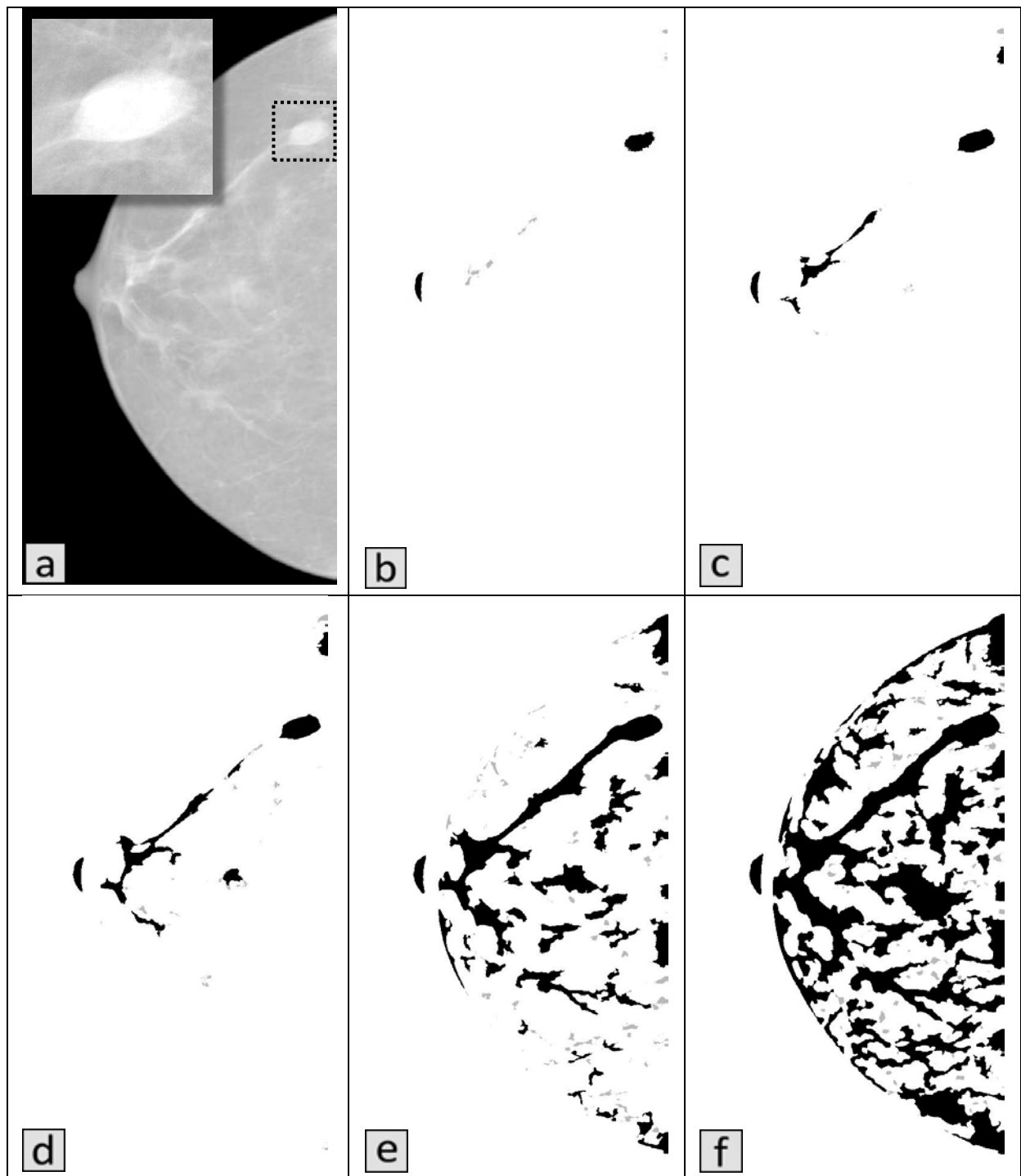


Figura 8.10 – (a) Corte de uma mamografia com ampliação de uma massa; (b) – (f) iterações 14, 16, 18, 23 e 27 da multi-binarização

Na Figura 8.10 (a) mostra-se a imagem original e nas imagens (b) – (f) da mesma figura mostram-se as binarizações realizadas com limiares de valor decrescente. Como se pode verificar, a principal lesão presente na imagem original é segmentada em algumas iterações da multi-binarização – imagens (b), (c) e (d) – e em outras iterações que ocorrem entre estas.

8.6. Extracção de características

Designam-se por *características* de uma imagem todas as medidas directas ou indirectas realizadas sobre um objecto segmentado. Medidas directas são os valores que podem ser medidos directamente no objecto, tais como o seu perímetro, área, comprimento, etc. As medidas indirectas constituem cálculos efectuados sobre medidas directas como, por exemplo, a orientação, compactação e a extensão.

As imagens binárias resultantes do capítulo anterior apresentam a segmentação de várias estruturas mamárias, entre as quais se podem encontrar as massas. No presente capítulo faz-se referência a algumas características que foram extraídas das imagens binárias e que podem ser úteis na classificação das regiões segmentadas. Esta classificação encontra-se fora do âmbito deste trabalho, pelo que as características que abaixo descritas foram apenas extraídas das imagens, não tendo sido aplicadas em qualquer algoritmo de classificação.

As características extraídas das imagens binárias resultantes da segmentação foram as seguintes:

1. Área
2. Perímetro
3. Diâmetro equivalente
4. Extensão
5. Compactação
6. Eixo maior
7. Eixo menor

8.6.1. Área

O cálculo da *área* de um objecto é conseguido através da contagem de todos os píxeis que constituem esse objecto.

8.6.2. Perímetro

O *perímetro*, tal como a área, resulta de uma contagem de píxeis, mas apenas dos que constituem o contorno dos objectos – dado pela Eq. 8.5.

$$C_i = i - (i \ominus B) \quad \text{Eq. 8.5}$$

onde C_i representa o contorno do objecto i , que é dado pela subtracção de i pela sua erosão com o elemento estrutural B , representado na Figura 8.11.

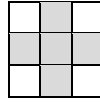


Figura 8.11 – Elemento estrutural utilizado na Eq. 8.5

A obtenção do contorno de um objecto está representada na Figura 8.12.

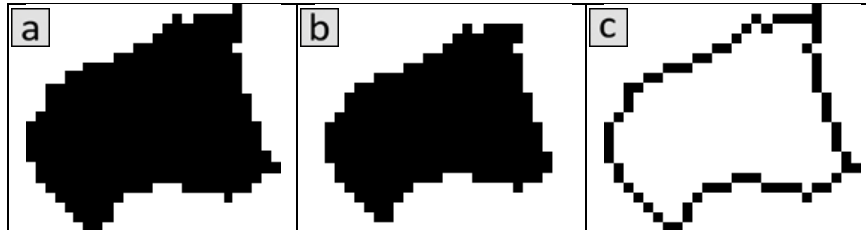


Figura 8.12 – Obtenção de contorno de um objecto: (a) objecto original; (b) erosão; (c) subtracção de (a) por (b)

A Figura 8.12 ilustra o procedimento necessário para se obter o contorno de um objecto: em (a) está representado um objecto desenhado a preto sobre um fundo branco; em (b) é apresentada a erosão de (a) pelo elemento estrutural da Figura 8.11; em (c) é obtido o contorno de (a) através da subtracção de (a) por (b).

O perímetro do objecto representado na Figura 8.12 (a) obtém-se, assim, pela contagem dos píxeis da Figura 8.12 (c).

8.6.3. Diâmetro equivalente

O *diâmetro equivalente* de um objecto, d , representa o diâmetro de um círculo com a mesma área da região segmentada. O cálculo desta característica resulta da equação da área de um círculo e é dado por:

$$d = 2\sqrt{A/\pi} \quad \text{Eq. 8.6}$$

onde A representa a área do objecto.

8.6.4. Extensão

A *extensão*, E , é dada pelo quociente entre a área de um objecto, A , e a área do seu rectângulo de inclusão, A_{rect} .

$$E = A/A_{rect} \quad \text{Eq. 8.7}$$

A_{rect} é dada pelo produto da largura pela altura do objecto, medidos na horizontal e na vertical.

Esta medida é indicadora, tal como o nome indica, da extensão de um objecto. Um objecto extenso terá um rectângulo de inclusão relativamente grande, quando comparado com a área que efectivamente ocupa. Por outro lado, um objecto pouco extenso, por exemplo um quadrado, tem a sua área igual à do rectângulo de inclusão.

8.6.5. Compactação

A compactação, R_C , de um objecto é dada pela seguinte equação:

$$R_C = P^2/A \quad \text{Eq. 8.8}$$

onde P representa o perímetro do objecto e A a sua área.

Esta característica constitui um indicador da forma do objecto. Por exemplo, se o objecto for um círculo, $R_C \approx 13$; no caso do objecto ser um quadrado, $R_C = 16$.

8.6.6. Eixo maior

O eixo maior, ou *diâmetro*, $Diam$, do contorno de um objecto, C , é dado por:

$$Diam(C) = \max_{i,j} [D(p_i, p_j)] \quad \text{Eq. 8.9}$$

ou seja, o eixo maior de um objecto é a distância máxima entre dois pontos pertencentes ao seu contorno. D representa distância, p um vector que contém todos os pontos do contorno do objecto e i e j posições de p .

8.6.7. Eixo menor

O eixo menor de um objecto é definido como uma linha perpendicular ao eixo maior e com o comprimento necessário para que um rectângulo definido pelos dois eixos inclua o objecto.

8.7. Resultados

No presente capítulo apresentam-se como resultados algumas das binarizações obtidas em imagens com presença de massas, tal como foi apresentado na Figura 8.10.

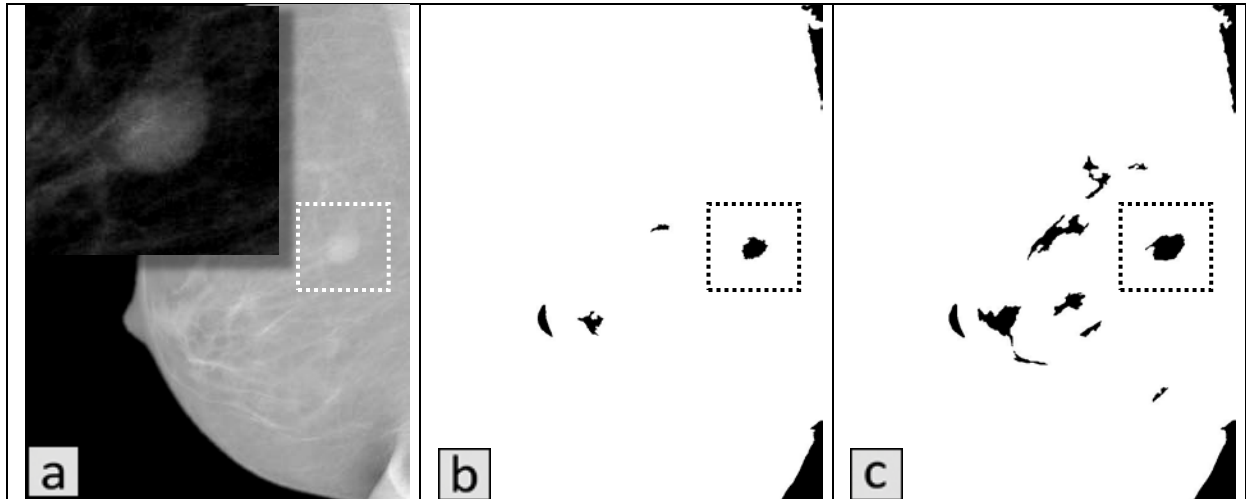


Figura 8.13 – (a) Corte da imagem original com ampliação de massa extraída da imagem de saída do subcapítulo 8.1; (b) – (c) iterações 15 e 17 da binarização

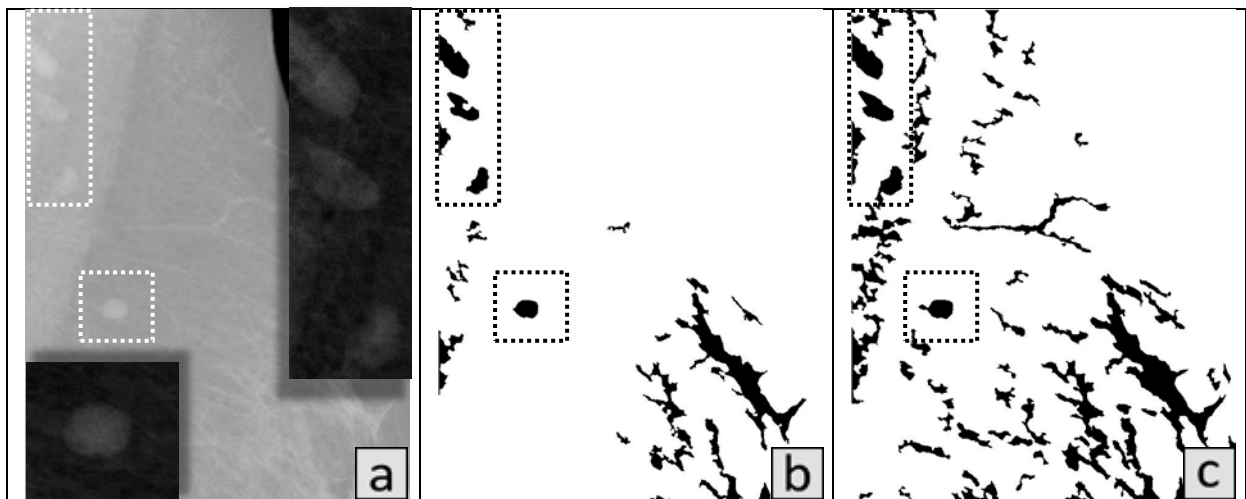


Figura 8.14 – (a) Corte da imagem original com ampliações extraídas da imagem de saída do subcapítulo 8.1; (b) – (c) iterações 22 e 26 da binarização

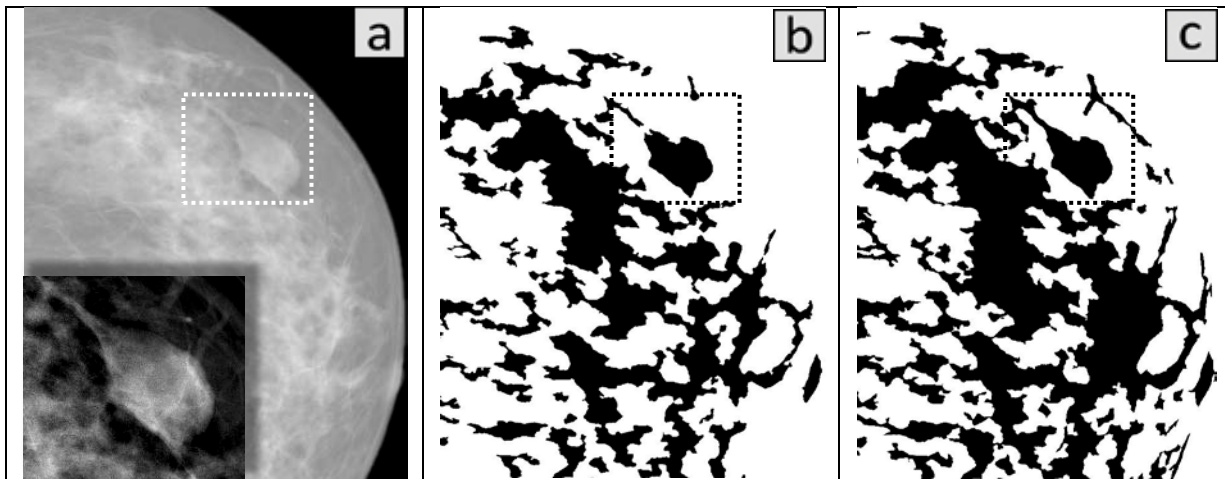


Figura 8.15 – Corte da imagem original com ampliação extraída da imagem de saída do subcapítulo 8.1; (b) – (c) iterações 17 e 20 da binarização

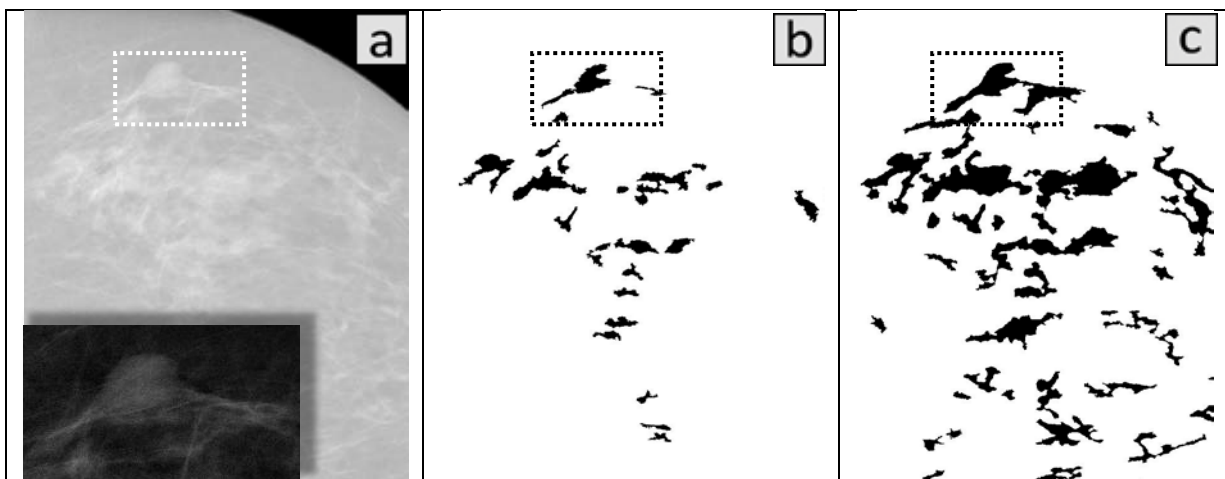


Figura 8.16 – Corte da imagem original com ampliação extraída da imagem de saída do subcapítulo 8.1; (b) – (c) iterações 17 e 20 da binarização

As figuras apresentadas acima ilustram os resultados finais obtidos após o processamento do método desenvolvido a quatro imagens com presença de massas. As imagens apresentadas constituem cortes de zonas de interesse das imagens originais.

Em certas iterações é possível obter a forma das massas bem como de outras estruturas do tecido mamário, sendo que pela forma é possível fazer a sua distinção. Tipicamente as massas apresentam uma forma arredondada, enquanto as fibras do tecido mamário têm uma forma mais irregular.

A Figura 8.13 e a Figura 8.14 ilustram casos onde foi possível obter a forma das massas presentes na imagem. Como se pode verificar, as massas distinguem-se das outras estruturas presentes na imagem binária pela sua forma, dado que apresenta contornos mais “suaves” e arredondados.

Na Figura 8.15 é possível verificar uma massa relativamente isolada do tecido envolvente ao longo de todo o seu contorno, excepto na zona superior esquerda, onde apresenta um prolongamento fibroso. As imagens (b) e (c) da figura mostram duas iterações da binarização. Em (b) obteve-se o contorno aproximado da massa sem o prolongamento. Em (c) o prolongamento também é segmentado, mas traz consigo outra grande estrutura fibrosa.

A Figura 8.16 ilustra um exemplo onde não se conseguiu extrair a forma da massa presente na imagem na sua totalidade. Em (b) é segmentada parte da forma da massa em causa, arrastando um prolongamento à sua esquerda que, de facto, existe na imagem e está ligado à massa. Em (c) é segmentada uma estrutura de grandes dimensões cuja forma não se assemelha à de uma massa. Em ambos os casos se obteve uma estrutura em forma de “C”, dada a menor densidade da massa nessa zona.

O mamilo aparece frequentemente nas imagens binárias e, devido à sua forma, pode ser confundido com uma massa. Nas imagens (b) e (c) da Figura 8.13 pode verificar-se a sua segmentação.

8.8. Discussão de resultados

O método proposto para a detecção de massas permite o isolamento de várias zonas suspeitas e constitui o primeiro passo para uma futura classificação das estruturas segmentadas.

Tal como já foi discutido, a detecção de massas, quer visual, quer computacionalmente, dispensa a resolução das imagens com que se trabalhou na detecção de microcalcificações. Desta forma, ao longo do método proposto para detectar massas, as imagens são reduzidas e separadas em várias escalas para que se possa fazer uma análise que procura realçar estruturas de diferentes dimensões. Nas imagens que possuem resolução mais elevada são intensificadas estruturas mais pequenas, o que permite obter um detalhe mais “fino”; enquanto o processamento de imagens de menores dimensões intensifica a forma geral das possíveis lesões. Assim, o primeiro passo do algoritmo proposto passa por uma redução da imagem original para metade.

O operador *Top-hat*, cuja aplicação se descreve no subcapítulo 8.1, é aplicado à imagem com metade das dimensões da original e remove certas estruturas de acordo o elemento estrutural apresentado, que não possuem informação relevante para um diagnóstico, realçando as estruturas de interesse para este capítulo. Utilizou-se um elemento estrutural de forma circular e com um raio de 80 píxeis. Assim, o operador mantém todas as estruturas que possam ser incluídas no interior do elemento estrutural e remove as restantes.

Na Figura 8.17 apresenta-se um histograma que relaciona o número de massas que aparecem na base de dados *mini-Mias*¹⁷, com a sua dimensão.

A maioria das massas tem um raio inferior aos 80 píxeis do elemento estrutural. Estas massas não são subtraídas pelo *Top-hat*, sendo preservadas para a fase da detecção. As massas que têm uma dimensão superior à do elemento estrutural são parcialmente subtraídas. Contudo, a parte central é mantida de modo a permitir a sua detecção.

Posteriormente à aplicação do operador, as imagens são novamente reduzidas, ficando representadas em três resoluções diferentes correspondentes às escalas 1:2, 1:4 e 1:8 da imagem original.

¹⁷ A base de dados da *MIAS* (do inglês, *Mammographic Image Analysis Society*) constitui uma referência entre as bases de dados de mamografia. Na base de dados *mini-MIAS* as imagens da anterior foram reduzidas para uma resolução 1024x1024 e disponibilizadas gratuitamente. A base de dados está disponível em <http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html>

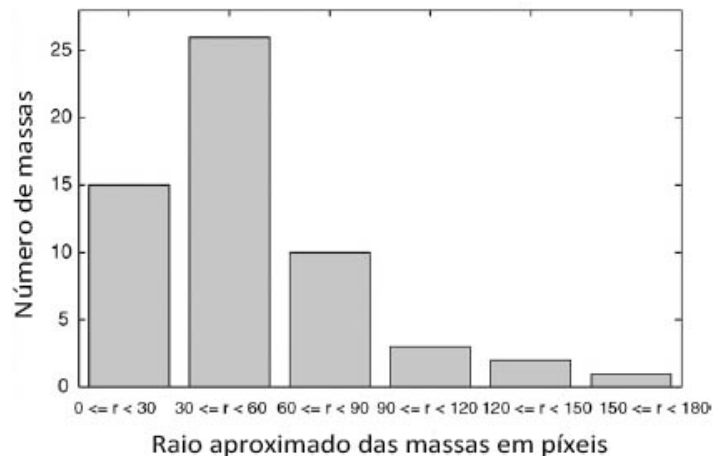


Figura 8.17 – Distribuição do tamanho das massas de acordo com o seu tamanho, em mamografias com resolução 1024x1024. Adaptado de [42]

As operações de vizinhança, discutidas em 6.3, podem extrair determinadas características locais a apenas alguns píxeis de distância do pixel de aplicação da máscara. Quanto maior a distância à qual se pretende ir procurar informação, maior terá que ser a máscara a utilizar. Contudo, a utilização de máscaras de maior dimensão resulta num maior esforço computacional, o que se traduz num elevado tempo de processamento. Numa operação que utilize uma máscara de dimensão R^W – onde R representa a largura da máscara a actuar num espaço a W -dimensões – o número de cálculos é proporcional a R^W . Assim, um aumento para o dobro na dimensão da máscara resulta numa quadruplicação do tempo de processamento, numa imagem a duas dimensões [43].

Por outro lado, a dimensão da máscara influencia o resultado da aplicação do filtro. Por exemplo, na implementação de um filtro passa-alto (como o descrito em 7.4), se a máscara utilizada for de uma dimensão reduzida, então o filtro irá detectar variações de intensidade que ocorrem em pequena escala, ou seja, numa vizinhança pequena (como é o caso das microcalcificações). Contudo, se a máscara utilizada possuir uma dimensão mais elevada, o filtro estará projectado para detectar variações que se estendem sobre áreas de maiores dimensões, à custa da detecção de pequenos detalhes [44].

Desta forma, propõe-se um procedimento em *multi-escala*, com o objectivo de detectar massas com diferentes variações de intensidade, ou seja, variações repentinas – que ocorrem num menor número de píxeis –, ou variações lentas – que ocorrem ao longo de uma maior distância. A detecção destes diferentes tipos de variações é realizada com recurso a imagens de dimensões diferentes e não com variações na dimensão das máscaras, o que permite atingir resultados semelhantes de uma forma computacionalmente atractiva.

Consequentemente, as vizinhanças utilizadas na construção das matrizes paramétricas (subcapítulo 8.3) têm uma dimensão relativa, no sentido em que, consoante a escala da imagem que se está a processar, a relação entre dimensão das vizinhanças e dimensão da imagem varia. Na representação

multi-escala que se efectuou, cada escala é duas vezes maior que a anterior. Desta forma, a dimensão relativa das vizinhanças consideradas também é aumentada por um factor de 2 a cada iteração (apesar do tamanho absoluto da vizinhança ser constante).

O aumento de contraste que acontece de acordo com as matrizes paramétricas é realizado na forma exponencial. Assim, se $\gamma < 1$ a intensidade do novo pixel é aumentada e, se $\gamma > 1$, é reduzida, de acordo com a Figura 8.18.

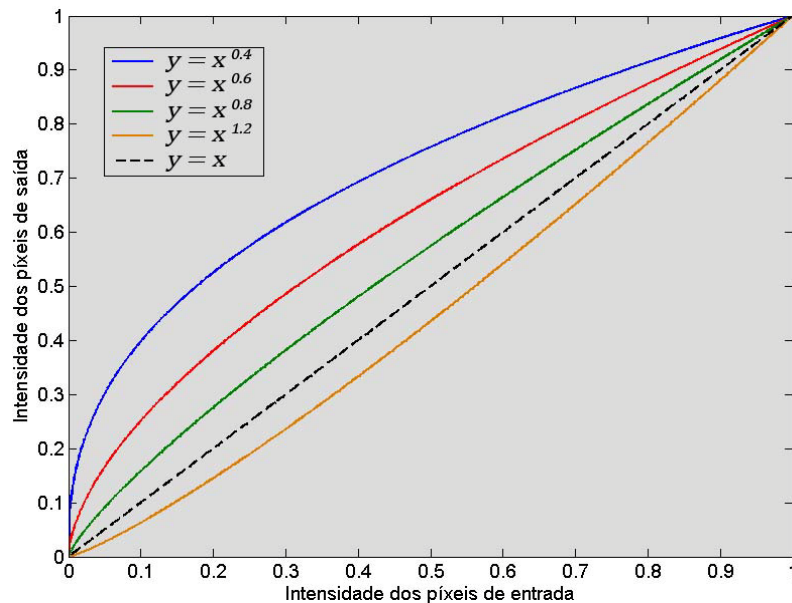


Figura 8.18 – Transformações aplicadas aos píxeis da imagem de entrada, para cada valor do parâmetro γ

O gráfico da Figura 8.18 ilustra o efeito da Eq. 8.2 nas intensidades dos píxeis de entrada. A traço interrompido encontra-se representada a função identidade, para facilitar a comparação entre curvas. Valores de γ inferiores à unidade aumentam a intensidade dos píxeis de saída – realçando tecidos que possam constituir massas – de uma forma não linear: para cada curva, o aumento é tanto maior quanto menor for a intensidade dos píxeis de entrada. Este comportamento permite realçar possíveis massas que estejam mais dissimuladas no tecido envolvente. Por outro lado, aos tecidos que apresentam características que não os relacionam com a presença de massas, foi atribuído um valor γ superior à unidade, atenuando as suas intensidades.

A união das diferentes escalas é produzida efectuando a média simples entre elas. Este método permite juntar a informação resultante do processamento, de tal forma que a intensidade dos píxeis da imagem final é tanto maior quanto em maior número de escalas foi realçado.

Como resultado deste aumento diferenciado de contraste produziu-se uma imagem susceptível de ser binarizada, dado que possui um histograma com variações que se estendem ao longo de uma vasta gama de intensidades.

Como resultado desta binarização, que é efectuada em 30 cortes, surgem muitas estruturas que não constituem massas, pelo que é necessário efectuar medidas sobre todas essas estruturas isoladas para depois as classificar como massas ou não-massas.

Segundo [42], a massa de menor dimensão da base de dados *mini-MIAS* tem um raio aproximado de 17 píxeis, a que corresponde, num círculo, uma área de aproximadamente 900 píxeis. Assim, e para evitar um número exagerado de detecções sem sentido, como píxeis isolados ou pequenos conjuntos de píxeis, eliminaram-se todos os objectos segmentados de área inferior a 150 píxeis. Esta área equivale a um círculo com 6 píxeis de diâmetro que, por definição, não pode constituir uma massa.

As imagens binarizadas apresentavam, por vezes, “buracos” nas estruturas segmentadas. Estes buracos apareciam frequentemente no interior de massas e em nada contribuem para a sua segmentação. Desta forma, optou-se por eliminar estes “buracos”, tornando-os parte da estrutura envolvente.

Apesar da classificação não ter sido realizada neste trabalho, extraíram-se algumas características dos objectos, descritas no subcapítulo 8.6, que podem ser utilizados nessa fase.

Cada característica é representada por um valor que transmite uma certa propriedade do objecto, tal como a sua forma, posição, densidade, etc. Tendo vários tipos de informação acerca dos objectos, pode inferir-se o seu grau de semelhança com uma massa e classificá-lo como tal. Uma primeira selecção já foi realizada neste trabalho com a eliminação de objectos com área inferior a 150 píxeis. Outros testes deverão ser realizados para eliminar outras estruturas até que se fique apenas com as que representam massas.

Por exemplo, partindo da premissa de que uma massa apresenta uma forma aproximadamente redonda, poderá inferir-se quanto ao seu grau “circularidade”, ou seja, quanto à sua semelhança com um círculo, por comparação do diâmetro equivalente com o eixo maior. Quanto mais próximos estes valores forem, mais aproximada de um círculo é a forma do objecto. Se os valores forem muito distintos, então poderá afirmar-se com alguma certeza que o objecto não representa uma massa e poderá ser eliminado da segmentação.

Pela análise da compactação dos objectos também se podem tirar conclusões quanto à sua forma, dado que quanto maior for este valor, mais afastada da forma circular é a forma do objecto em causa. Por outro lado, se o objecto for circular, a sua compactação terá o valor 13. Na Figura 8.19 estão representados dois objectos da Figura 8.10 (d).

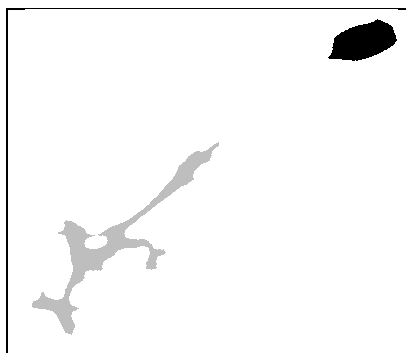


Figura 8.19 – Dois objectos extraídos da Figura 8.10 (d).

A cinzento é apresentado um objecto que não assinala a presença de uma massa (objecto 1) e a preto um objecto que representa uma massa (objecto 2). Na Tabela 7 são apresentadas algumas características dos objectos da figura acima.

Característica	Objecto 1	Objecto 2
Perímetro	742	159
Área	4461	1874
Compactação	123.4	13.5

Tabela 7 – Características extraídas dos objectos da Figura 8.19

Como é possível verificar, a compactação, calculada a partir do perímetro e da área, é indicadora do grau de semelhança dos objectos com um círculo. O objecto 2, que tem uma forma aproximadamente circular, apresenta uma compactação de 13.5. Por outro lado, o objecto 1, cuja forma se afasta bastante da forma de um círculo, apresenta uma compactação de valor elevado.

Dada a elevada quantidade de objectos cuja forma em nada se assemelha a um círculo, pela compactação pode excluir-se um número significativo de estruturas segmentadas.

Na maioria das imagens segmentadas aparece um objecto cuja distinção em relação a uma massa pode não ser fácil de conseguir. O objecto em causa é o mamilo, cuja forma é idêntica à de uma massa. Esta estrutura, devido às suas características, também é realçada pelo operador *Top-hat*. Assim, para que o mamilo possa ser removido do conjunto dos objectos que formam a imagem binária, sugere-se a utilização de uma característica que seja indicadora da posição de objectos.

Capítulo 9.

Conclusão

O objectivo principal deste trabalho consistiu em alcançar uma elevada sensibilidade na detecção de lesões em imagens digitais de mamografia.

Este objectivo foi conseguido no caso da detecção de microcalcificações. Os resultados obtidos mostram que estas foram detectadas com êxito na maioria das imagens. O número de falsos positivos é, neste caso, reduzido, representando estruturas com características semelhantes às microcalcificações que apresentam transições rápidas de intensidade. O método desenvolvido não avalia a presença das microcalcificações, ou seja, não infere quanto ao seu grau de malignidade. Tal como foi referido no Capítulo 2, as microcalcificações representam cancro quando, tipicamente, se encontram em aglomerados com uma determinada densidade. A classificação das microcalcificações poderá passar precisamente por essa característica, isto é, poderá ser realizada uma medição da densidade de detecções e indicar as zonas da imagem onde esta assume valores acima de determinado patamar, considerado maligno.

A detecção das massas também apresenta uma elevada sensibilidade, mas é conseguida à custa de uma reduzida especificidade. De facto, as imagens produzidas pelas binarizações segmentam um número elevado de estruturas, entre as quais se encontram as massas presentes na imagem original. O próximo passo passará por efectuar uma análise destas estruturas de modo a que se possa isolar as massas. Esta análise poderá passar pela utilização das características extraídas, bem como pela recolha de outras, sempre com o objectivo de avaliar o formato de cada estrutura e, como base nessa avaliação, decidir se esta representa uma massa.

Os métodos implementados com a realização deste trabalho oferecem garantia de continuação no sentido em que as estruturas de interesse são detectadas e podem ser submetidas a algoritmos de classificação posteriores. Essa é a principal razão pela qual se pretende uma elevada sensibilidade; caso não existisse, perder-se-iam estruturas logo na fase de detecção. Assim, é possível afirmar que os objectivos propostos foram atingidos.

Bibliografia

1. American Cancer Society, *Cancer facts and figures 2009*, 2009
2. Rangayyan, R.M., *Biomedical image analysis*. 2005: CRC Press.
3. Moss, S.M., D.A. Coleman, and J. Chamberlain, *16-year mortality from breast cancer in the UK Trial of Early Detection of Breast Cancer*. Lancet, 1999. **353**(9168): p. 1909-14.
4. Alexander, F.E., et al., *14 years of follow-up from the Edinburgh randomised trial of breastcancer screening*. Lancet, 1999. **353**(9168): p. 1903-1908.
5. Costaridou, L., *Medical image analysis methods*. 2005: CRC Press.
6. Astley, S.M., *Computer-aided detection for screening mammography*, in *Cars 2003: Computer Assisted Radiology and Surgery, Proceedings*. 2003, Elsevier Science Bv: Amsterdam. p. 927-932.
7. Astley, S.M. and F.J. Gilbert, *Computer-aided detection in mammography*. Clinical Radiology, 2004. **59**(5): p. 390-399.
8. Tang, J., et al., *Computer-aided detection and diagnosis of breast cancer with mammography: Recent advances*. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2009. **13**(2): p. 236-251.
9. Agarwal, G., et al., *Breast Cancer Care in Developing Countries*. World Journal of Surgery, 2009. **33**(10): p. 2069-2076.
10. De Paredes, E.S., *Atlas of Mammography*. 2007: Lippincott Williams & Wilkins.
11. Leondes, C.T., *Medical Imaging Systems Technology: Methods in diagnosis optimization*. 2005: World Scientific Pub Co Inc.
12. Beutel, J., M. Sonka, and J.M. Fitzpatrick, *Handbook of medical imaging*. 2000: Society of Photo Optical.
13. Jemal, A., et al., *Cancer statistics, 2009*. CA: A Cancer Journal for Clinicians, 2009. **59**(4): p. 225.
14. Matela, N., *2D Iterative Image Reconstruction for a Dual Planar Detector for Positron Emission Mammography*, Tese de Doutorado, Faculdade de Ciências da Universidade de Lisboa, Lisboa, 2008
15. Bushberg, J.T., et al., *The essential physics of medical imaging*. Medical Physics, 2003. **30**: p. 1936.
16. Oppelt, A., *Imaging systems for medical diagnostics*. 2005: Publicis Corporate Pub.
17. Kane, S.A., *Introduction to physics in modern medicine*. 2003: Routledge.
18. Henson, D.E. and L.A.R. Ms, *Progress in early breast cancer detection*. Cancer, 2006. **65**(S9): p. 2155-2158.
19. Kopans, D.B., *Breast imaging*. 2007: Lippincott Williams & Wilkins.
20. Frutuoso, J., et al., *Mamografia: Recursos materiais e técnicas emergentes*. Salutis Scientia – Revista de Ciências da Saúde da ESSCVP, 2009. **Vol.1**.
21. Pisano, E.D., et al., *Diagnostic performance of digital versus film mammography for breast-cancer screening*. New England Journal of Medicine, 2005. **353**(17): p. 1773-1783.

22. Martins, M.V., 3D Image Reconstruction for a Dual Plate Positron Emission Tomograph: Application to Mammography, Tese de Doutorado, Faculdade de Ciências da Universidade de Lisboa, Lisboa, 2007
23. Sehgal, C.M., et al., *A review of breast ultrasound*. Journal of mammary gland biology and neoplasia, 2006. **11**(2): p. 113-123.
24. Elmore, J.G., et al., *Screening for breast cancer*. Jama, 2005. **293**(10): p. 1245.
25. Esserman, L., D. Wolverton, and N. Hylton, *Magnetic resonance imaging for primary breast cancer management: current role and new applications*. Endocrine-Related Cancer, 2002. **9**(2): p. 141.
26. Vandermeer, F.Q. and D.A. Bluemke, *Breast MRI: state of the art*. Cancer Investigation, 2007. **25**(6): p. 384-392.
27. Liberman, M., et al., *Breast cancer diagnosis by scintimammography: a meta-analysis and review of the literature*. Breast cancer research and treatment, 2003. **80**(1): p. 115-126.
28. Schillaci, O., et al., *Clinical utility of scintimammography: From the Anger-camera to new dedicated devices*. Nuclear Inst. and Methods in Physics Research, A, 2006. **569**(2): p. 281-285.
29. Groheux, D., et al., *Interests and perspectives of PET-CT for breast cancer: review of the literature*. Bulletin du Cancer, 2007. **94**(7): p. 658-68.
30. Avril, N., et al., *Breast imaging with positron emission tomography and fluorine-18 fluorodeoxyglucose: use and limitations*. Journal of Clinical Oncology, 2000. **18**(20): p. 3495.
31. Clark, P.B., et al., *Dedicated PET mammography: Initial clinical results*. Journal of Nuclear Medicine, 2003. **44**(5): p. 1026.
32. Schulz-Wendtland, R., et al., *Digital mammography: An update*. European Journal of Radiology, 2009.
33. Karellas, A. and S. Vedantham, *Breast cancer imaging: a perspective for the next decade*. Medical Physics, 2008. **35**: p. 4878.
34. Nees, A.V., *Digital Mammography Are There Advantages in Screening for Breast Cancer?* Academic Radiology, 2008. **15**(4): p. 401-407.
35. Gibson, J.D., *Handbook of Image and Video Processing*. 2000. p. 805 - 820.
36. Dilhuydy, M.H., *Breast imaging reporting and data system (BI-RADS) or French "classification ACR" What tool for what use? A point of view*. European journal of radiology, 2007. **61**(2): p. 187-191.
37. Dendy, P.P., B. Heaton, and J. Cameron, *Physics for diagnostic radiology*. Medical Physics, 2001. **28**: p. 404.
38. Rangayyan, R.M., F.J. Ayres, and J.E. Leo Desautels, *A review of computer-aided diagnosis of breast cancer: toward the detection of subtle signs*. Journal of the Franklin Institute, 2007. **344**(3-4): p. 312-348.
39. Ball, J.E., Three stage level set segmentation of mass core, periphery, and spiculations for automated image analysis of digital mammograms, Tese de MISSISSIPPI STATE UNIVERSITY, 2007
40. Boyer, B., et al., *CAD in questions/answers Review of the literature*. European Journal of Radiology, 2009. **69**(1): p. 24-33.
41. Gonzalez, R. and R. Woods, *Digital Image Processing*. 2008: Prentice Hall.
42. Rojas Domínguez, A. and A.K. Nandi, *Detection of masses in mammograms via statistically based enhancement, multilevel-thresholding segmentation, and region selection*. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2008. **32**(4): p. 304-315.
43. Jähne, B., *Digital Image Processing*. 2005: Springer.
44. Suetens, P., *Fundamentals of Medical Imaging*. 2nd ed. 2009: Cambridge University Press.